

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Факультет інформатики та обчислювальної техніки

Кафедра технічної кібернетики

«На правах рукопису»
УДК 004.89:65.011.56

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри
_____ І.Р. Пархомей
(підпис)

“ ____ ” _____ 2019 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

зі спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології»

на тему: Нейросіткове моделювання вибору моделей прогнозування стану
суб'єктів складної організаційно-технічної системи

Виконав: студент другого курсу, групи ІК-82мп
(шифр групи)

_____ Троценко Владислав Вікторович _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

_____ (підпис)

Науковий керівник _____ доцент, к.т.н., доцент, Остапченко К.Б. _____
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

_____ (підпис)

Консультант _____ НК _____ к.т.н., доцент, Пасько В.П. _____
(назва розділу) (науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

_____ (підпис)

Рецензент _____
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

_____ (підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних
посилань.

Студент _____
(підпис)

Київ – 2019 року

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Факультет інформатики та обчислювальної техніки

Кафедра технічної кібернетики

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність 126 «Інформаційні системи та технології»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ І.Р. Пархомей
(підпис)

«___» _____ 2019 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Троценко Владиславу Вікторовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дисертації «Нейросіткове моделювання вибору моделей прогнозування стану суб'єктів складної організаційно-технічної системи», науковий керівник дисертації доцент, к.т.н., доцент Остапченко К.Б.,
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)
затверджені наказом по університету від «28» 10 2019 р. № 3770-с
2. Термін подання студентом дисертації _____ 18.11.19
3. Об'єкт дослідження ринок електричної енергії як складна організаційно-технічна система.
4. Предмет дослідження прогнозування стану суб'єктів ОТС.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити аналіз об'єкту дослідження; виявлення характерних особливостей суб'єктів ринку електроенергії як складної ОТС; вибір моделі прогнозування для реалізації поставленої задачі на основі аналізу поведінки суб'єктів ОТС; проведення ефективного тренування нейронної мережі та визначення рівня ефективності розробленої моделі.
6. Орієнтовний перелік ілюстративного матеріалу _____

7. Орієнтовний перелік публікацій – одна публікація.

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
НК	Пасько В.П., доцент		
Перевірка на співпадіння	Лісовиченко О.І., доцент		

9. Дата видачі завдання _____

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Аналіз ринку електричної енергії	02.09.2019 – 12.09.2019	
2	Аналіз інсуючих моделей прогнозування	13.09.2019 – 14.09.2019	
3	Розробка моделі нейронної мережі	15.09.2019 – 20.09.2019	
4	Розробка модулю навчання	21.09.2019 – 25.09.2019	
5	Розробка модулю прогнозування	30.09.2019 – 06.10.2019	
6	Розробка модулю обробки	07.10.2019 – 13.10.2019	
7	Тестування та налагодження	14.10.2019 – 20.10.2019	
8	Маркетинговий аналіз стартап-проекту	21.10.2019 – 27.10.2019	

Студент

(підпис)

Троценко В.В.
(ініціали, прізвище)

Науковий керівник дисертації

(підпис)

Остапченко К.Б.
(ініціали, прізвище)

РЕФЕРАТ

Об'єктом дослідження є ринок електричної енергії як складна організаційно-технічна система.

Предметом дослідження є прогнозування стану суб'єктів складної організаційно-технічної.

Метою роботи є підвищення рівня точності формування тарифів на електричну енергію за рахунок прогнозування стану суб'єктів ринку на базі нейросіткового вибору моделей їх функціонування.

У ході роботи проаналізовано об'єкт дослідження та виявлено характерні особливості суб'єктів ринку електроенергії як складної ОТС. Проведено аргументований вибір моделі прогнозування для реалізації процесів формування тарифів на електричну енергію на основі аналізу поведінки суб'єктів ОТС.

Розроблено алгоритм тренування нейронної моделі та визначено показники оцінки рівня її ефективності. Проведено експериментальне дослідження запропонованої нейронної моделі прогнозування стану суб'єктів ОТС для визначення можливості її практичного застосування.

Магістерська дисертація: 96 с., 30 рис., 24 табл., 2 додатки та 23 посилання.

Ключові слова: організаційно-технічна система, нейронна сітка, прогнозування стану, ринок електричної енергії.

ABSTRACT

The object of the study is the electricity market as a complex organizational and technical system.

The subject of the study is the prediction of the subjects of complex organizational and technical.

The purpose of this work is to increase the level of accuracy of electricity tariff formation by predicting the status of market entities based on the neural network choice of their models of operation.

In the course of the work the object of the research was analyzed and the characteristics of the subjects of the electricity market as a complex OTS were identified. The reasoned choice of the forecasting model for realization of the processes of formation of tariffs for electricity is made based on the analysis of the behavior of the OTS entities.

The algorithm of training of a neural model is developed and indicators of an estimation of level of its efficiency are determined. An experimental study of the proposed neural model for predicting the status of OTS subjects was conducted to determine the possibility of its practical application.

Total capacity: 96 pages, 30 pictures, 24 tables, 2 additions and 23 references.

Keywords: organizational and technical system, neural network, state forecasting, electricity market.

**Пояснювальна записка
до магістерської дисертації**

на тему: Нейросіткове моделювання вибору моделей прогнозування
стану суб'єктів складної організаційно-технічної системи

Київ – 2019 року

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ	9
ВСТУП	10
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ СУБ'ЄКТІВ СКЛАДНОЇ ОРГАНІЗАЦІЙНО-ТЕХНІЧНОЇ СИСТЕМИ	12
1.1. Принципи функціонування ринку електроенергії	12
1.2. Суб'єкти ринку електроенергії	14
1.3. Формування тарифів на електроенергію	19
1.4. Аналіз проблеми прогнозування стану суб'єктів ринку електроенергії	20
1.5. Аналіз існуючих рішень проблеми прогнозування	20
1.6. Аналіз вимог до формування моделі прогнозування	21
1.7. Постановка задач	22
Висновки до розділу	23
РОЗДІЛ 2. ФОРМУВАННЯ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ СУБ'ЄКТІВ СКЛАДНОЇ ОРГАНІЗАЦІЙНО-ТЕХНІЧНОЇ СИСТЕМИ	24
2.1. Формалізований опис задачі пошуку моделі прогнозування стану ..	24
2.2. Специфікація вимог до вхідних даних моделі прогнозування	25
2.3. Вибір методу прогнозування	27
2.3.1. Градієнтний бустинг	27
2.3.2. Рекурентна нейронна сітка	29
2.3.3. LSTM-сітка	32
2.4. Опис нейронної сітки	33
2.5. Метрики оцінювання якості алгоритму роботи моделі	38
Висновки до розділу	39
РОЗДІЛ 3. НЕЙРОСІТКОВЕ МОДЕЛЮВАННЯ СТАНУ СУБ'ЄКТІВ СКЛАДНОЇ ОРГАНІЗАЦІЙНО-ТЕХНІЧНОЇ СИСТЕМИ	40
3.1. Вибір інструментальних засобів реалізації нейросіткового моделювання вибору моделей прогнозування	40
3.1.1. Мова програмування Python	40

3.1.2. База даних PostgreSQL.....	41
3.1.3. Бібліотека навчання TensorFlow	42
3.2. Архітектура системи нейросіткового моделювання.....	43
3.2.1. Структура нейросітки	44
3.2.2. Реалізація нейронної сітки	47
3.3. Експериментальні результати роботи нейронної сітки	54
Висновки до розділу	62
РОЗДІЛ 4. РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ	64
4.1. Опис ідеї проекту.....	64
4.2. Технологічний аудит ідеї проекту	66
4.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту	66
4.3.1. Аналіз попиту на ринку	66
4.3.2. Визначення груп потенційних клієнтів	68
4.3.3. Аналіз ринкового середовища	69
4.3.4. Аналіз пропозиції.....	71
4.3.5. Аналіз умов конкуренції в галузі 5 сил М. Портера	72
4.3.6. Перелік факторів конкурентоспроможності	73
4.3.7. Аналіз сильних та слабких сторін стартап-проекту.....	73
4.3.8. SWOT-аналіз	73
4.3.9. Альтернативи ринкової поведінки.....	76
4.4. Розроблення ринкової стратегії	76
4.5. Розробка маркетингової програми стартап-проекту	80
Висновки до розділу.....	82
ВИСНОВКИ	84
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	85
ДОДАТОК А	88
ДОДАТОК Б.....	95

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

ОТС – організаційно-технічна система

ОЕС – об'єднана енергетична система

RNM – рекурентна нейронна сітка

AI – artificial intelligence

ML – machine learning

SWOT – Strength, Weak, Opportunities, Troubles

ПЗ – програмне забезпечення

ВСТУП

Актуальність. На сьогоднішній день ринок електроенергії являє собою складну-організаційно-технічну систему, яка включає ряд суб'єктів, що характеризуються слабкою зв'язністю один між одним або повною її відсутністю.

Внаслідок лібералізації та дерегуляції ринків електроенергії протягом останніх двох десятиліть динаміка ринку електроенергії була повністю оновлена до сучасних ринково-економічних реалій. Зокрема, електроенергія стала товаром, який відображає набір характеристик, який невластивий для інших ринків: постійний баланс між виробництвом та споживанням, навантаженням та виробництвом, на який впливають ряд зовнішніх чинників та факторів, серед яких погодні умови та залежність споживання в годину дня, дня тижня, сезонність та інші. Багато з цих факторів є неконтрольованими та часто закономірність поведінки суб'єктів ринку електроенергії як організаційно-технічної системи важко або неможливо установити.

Об'єкт дослідження. Ринок електричної енергії як складна організаційно-технічна система.

Незважаючи на свою нестаціонарність та неоднорідність як системи, ринок електроенергії є важливою складовою економіки на глобальному рівні та України зокрема. Тому, задача контролю та прогнозування тарифів на ринку електроенергії була та залишається актуальною, і, враховуючи сучасний рівень розвитку нейросіткових технологій прогнозування, може бути вирішена шляхом прогнозування стану суб'єктів ринку електроенергії як складної організаційно-технічної системи.

Предмет дослідження. Прогнозування стану суб'єктів складної організаційно-технічної.

Мета дослідження. Підвищення рівня точності формування тарифів на електричну енергію за рахунок прогнозування стану суб'єктів ринку на базі нейросіткового вибору моделей їх функціонування.

Для досягнення даної мети треба вирішити такі задачі: провести аналіз об'єкта дослідження для виявлення характерних особливостей суб'єктів ринку електроенергії як складної ОТС; провести вибір моделі прогнозування; розробити алгоритм тренування нейронної моделі та визначити показники оцінки рівня її ефективності; провести експериментальне дослідження запропонованої нейронної моделі прогнозування стану суб'єктів ОТС для визначення можливості її практичного застосування.

Наукова новизна даного дослідження полягає в тому, що ринок електроенергії розглядається як складна організаційно-технічна система та прогнозування її поведінки, що врешті-решт проявляється в сформованих тарифах, базується на прогнозуванні станів її суб'єктів як слабо зв'язаних або незв'язаних складових. Таким чином, точність прогнозування може перевищувати показники існуючих рішень.

Практичне значення результатів, що були отримані в цій роботі, полягає в тому, вони можуть бути використані для покращення економічної стабільності функціонування організаційно-технічної системи в якості ринку електроенергії.

Апробація результатів. Результати були представлені на конференції та опубліковані в її матеріалах:

Троценко В.В., Остапченко К.Б., Прогнозування стану суб'єктів організаційно-технічної системи з використанням нейросіткового моделювання. *IV Міжнародна науково-практична конференція «TOPICAL ISSUES OF THE DEVELOPMENT OF MODERN SCIENCE»*. Софія, 2019.

Робота виконувалась в рамках науково-дослідницької роботи кафедри за темою: «Створення гібридної обчислювальної технології побудови квазі-формалізованої моделі прогнозування в умовах неоднорідності даних та ненормативних відхилень в системах організаційного управління» д/р № 0117U002448.

Структура роботи. Магістерська дисертація складається з 4 розділів, 23 посилань, 2 додатків.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ СУБ'ЄКТІВ СКЛАДНОЇ ОРГАНІЗАЦІЙНО-ТЕХНІЧНОЇ СИСТЕМИ

1.1. Принципи функціонування ринку електроенергії

Ринок електроенергії України являє собою складну організаційно-технічну систему, суб'єкти якого можуть знаходитись під впливом різноманітних зовнішніх факторів та чинників, та є монопродуктовим економічним середовищем, товаром якого є електрична енергія [1]. Електроенергія як товар має особливості, зумовленими її фізичними властивостями, які враховуються при побудові моделі функціонування ринку:

- співвідносні терміни виробництва та споживання електричної енергії як товару, а також дотримання відносної рівності обсягів як виробленої, так і спожитої електроенергії в будь-який момент часу;
- неможливість створення запасів електричної енергії, як інших товарів, в кількості, що була б достатньою для доволі тривалого періоду;
- неможливість заздалегідь точно обумовити обсяги генерації і споживання електроенергії;
- неможливість визначити в той чи інший момент часу з високим рівнем точності конкретного виробника партії енергії;
- неможливість контролю та простеження закономірності поведінки деяких суб'єктів системи.

Незважаючи на те, що в рамках деяких ринках іншого виду продукції недовготривалий дисбаланс у відношенні генерації товару та його споживання можуть не викликати процесів змін рівня стабільності ринку, так як такий дисбаланс може бути нівельований за рахунок певних існуючих запасів товару на складах, ринок, що розглядається в рамках даної роботи має можливість працювати в нормальному та стабільному режимі тільки за умови такого балансу. До того ж, стабільність ринку як організаційно-технічної системи може бути покращена за умови довгострокового достатньо точного

прогнозування стану його суб'єктів, що зрештою впливає на тарифи на електроенергію на ринку в цілому.

В реальних умовах як виробники, так і суб'єкти споживання електричної енергії мають допустимі рівні відхилень від своїх зобов'язань по виробництву та споживання електроенергії з різних причин: виробники, як зазначалось вище, не завжди можуть гарантувати планові показники генерації електроенергії через погодні умови, політичні та економічні зміни, які не можуть бути прогнозованими заздалегідь та не піддаються закономірностям; споживачі ж в свою чергу, незважаючи на ситуативні відхилення рівня споживання електроенергії, є більш стабільним гравцем ринку [1].

Наявність не тільки короткострокових (в межах години, доби і т. д.), а й коливань навантаження по ходу деякого сезону, враховуючи той факт, що актуальний рівень потужності станцій генерації електричної енергії має з деяким запасом перевищувати той показник річного максимуму рівня навантаження на систему, створює такі випадки, коли деякий обсяг енергії залишається невикористаним. Диспетчер, який управляє роботою системи генерації та постачання, не має можливості проводити регулювання в режимі реального часу роботи системи, а також відпуск електричної енергії до споживачів, керуючись умовами договорів на поставку, саме тому споживачі можуть споживати електроенергію з суттєвими відхиленнями від тих обсягів, що були укладені в договорах. Тому, є гостра необхідність деякого оперативного балансування енергосистеми для кореляції рівня виробництва та споживання, для чого використовуються певні маневрені електричні станції, що можуть бути гнучкими у процесі виробництва та регулювати рівень обсягів виробленої енергії. Останнім часом також застосовуються різні моделі управління попитом на електроенергію, що дозволяють залучати споживачів до забезпечення балансу виробництва, а також споживання електроенергії.

Варто зазначити, що неможливість утворення запасів електричної енергії робить необхідними створення резервів виробничих потужностей, а також рівня пропускної здатності сіток передачі та транспортування електричної

енергії і безпосередньо запасів ресурсів для виробництва такої на станціях генерації. Величина резервів нормується, а витрати на підтримку резервів включаються до вартості електроенергії. Таким чином, навіть за умови перевиконання запланованого обсягу виробництва електроенергії, ціна на ринку може стати вищою для кінцевого споживача.

Прогноз цін на електроенергії на сьогоднішній день є ключовою інформацією. Компанії, що торгують на ринку електроенергії, широко застосовують методи прогнозування цін або для того, щоб торгувати або захищати від нестабільності. Під час торгів на пулі ринку електроенергії, учасники висловлюють свою заявку в термінах ціни та кількості. Поки загальний попит не буде задоволений, торги приймаються у зростаючій формі, так що компанія, яка має можливість прогнозувати ціну пулу, може коригувати власний графік виробництва та ціну залежно від погодинних цін пулу та власних витрат на виробництво. Також обмеження в передачі обмежують транспортування електроенергії з одного регіону в інший. Ці обмеження на ринку електроенергії спричиняють надзвичайну мінливість цін або навіть сплеск цін на ринку електроенергії [2]. За останні два десятиліття багато методів використовувались для прогнозування ціни на електроенергію. Ці методи поділяються на три категорії. Ці три групи – це моделі на основі теорії ігор, моделі часових рядів та імітаційні моделі.

1.2. Суб'єкти ринку електроенергії

Згідно з законом України "Про ринок електричної енергії", суб'єктами Нового ринку електроенергії України є ряд підприємств, операторів розподілу та транспортування електричної енергії та споживачі.

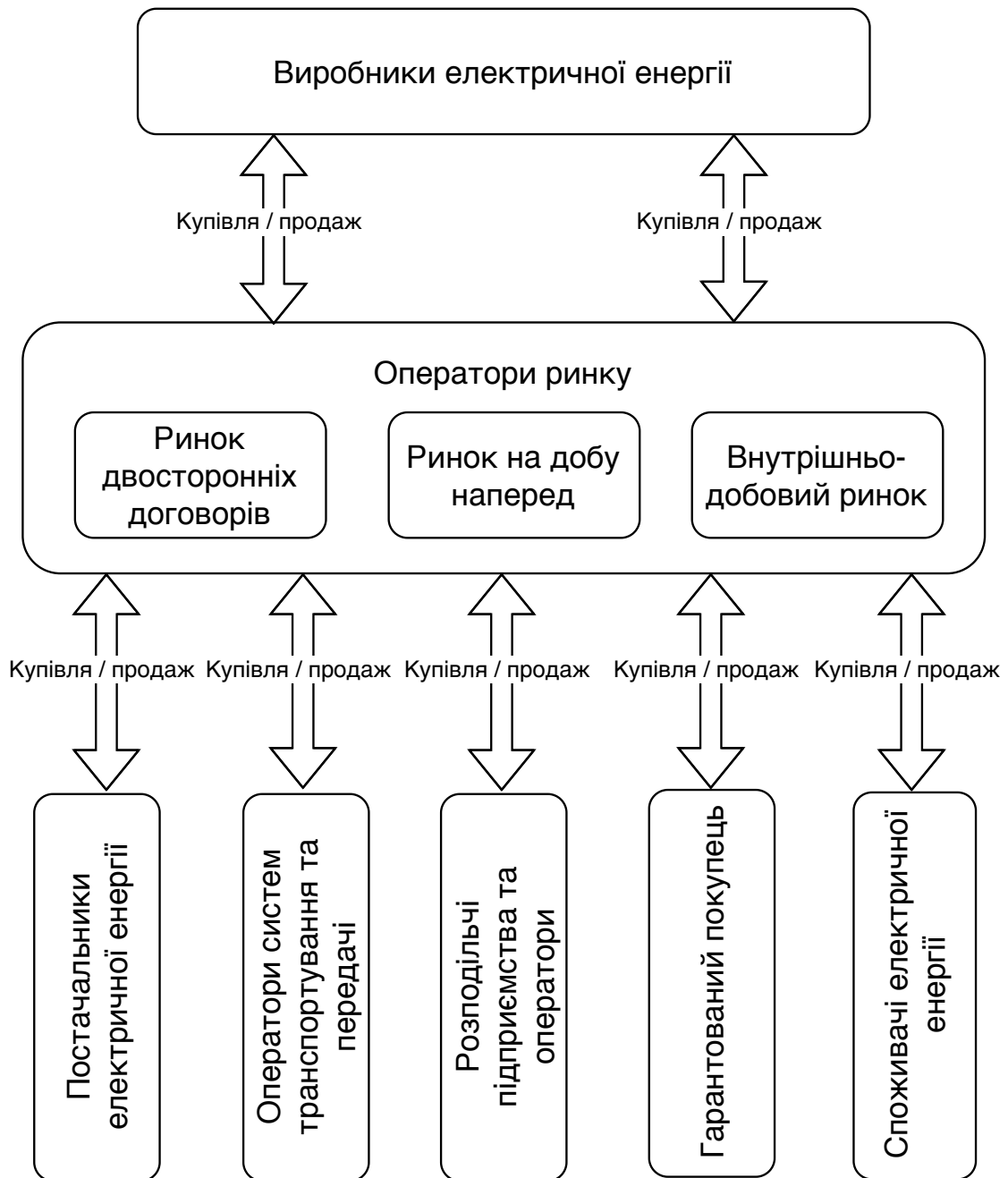


Рисунок 1.1. Схема функціонування ринку електроенергії України

Загальна схема суб'єктів ринку електроенергії України та їх функціонування зображена на рис. 1.1. Далі наведено опис таких суб'єктів [1].

Виробниками електричної енергії в Україні вважаються члени об'єднаної енергетичної системи України такі, що відповідають за генерацію електричної енергії [2]. Загалом об'єднана енергетична система України (ОЕС України) – це сукупність атомних, теплових, гідравлічних і гідроакумуючих електростанцій, теплоелектроцентралі, і станції виробництва електричної енергії, використовуючи відновлювальні джерела енергії, до яких можна

віднести вітряні електростанції, сонячні та інші види, магістральні сітки передачі та транспортування енергії Укренерго, а також необхідні розподільчі електросітки, що об'єднуються певними спільними підходами до функціонування, серед яких режим генерації, транспортування та розподілу електроенергії.

Зв'язок з системами виробництва, транспортування та споживання, що діють в рамках інших країн, виконується з використанням міждержавних ліній електропередач. Це є важливою умовою для здійснення торгівлі електричною енергією на міжнародному рівні.

З-посеред членів ОЕС таких, що відповідають за генерацію електроенергії виділяються:

- АЕС (Атомні електричні станції) – входять 4 діючі атомні електростанції;
- ТЕС ГК (Генеруючі компанії теплових електричних станцій) – на території України діють 16 теплових електростанцій;
- ТЕЦ (Теплові електроцентралі) – входять 42 теплових електроцентралей;
- ГЕС та ГАЕС (Гідроелектростанції та гідроакумульовані електростанції) – в Україні діють 15 гідроелектростанцій та 3 гідроакумульованих електростанцій;
- ВДЕ (Відновлювані джерела енергії) – в Україні діють багато масштабних та дрібних виробників електричної енергії, що використовують відновлювані джерела для генерації, кількість яких є плаваючою.

На рис. 1.2 зображена структура виробництва електроенергії на внутрішньому ринку України.

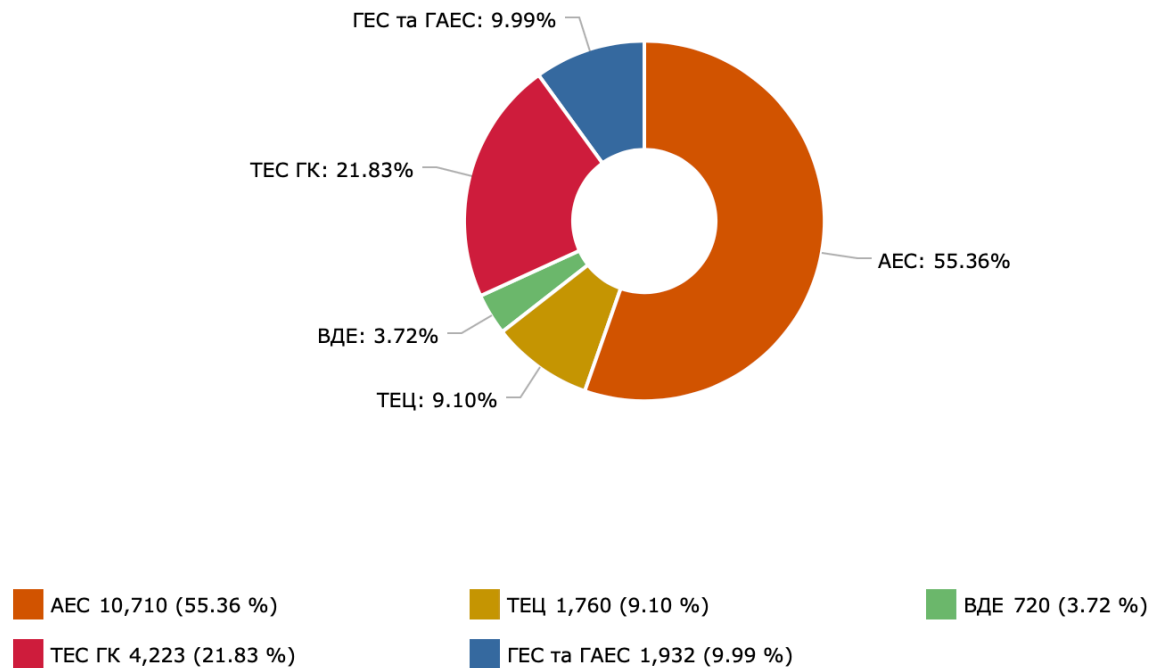


Рисунок 1.2. Структура виробництва електроенергії на ОЕС України

На наступному рисунку зображена частка кожного джерела енергії, використаного для виробництва електричної енергії, проданої на РДН та ВДР на ОЕС України за 3 квартал 2019 року згідно з даними сайту «Державне підприємство «Оператор ринку»» [2].

На рис. 1.3 зображений розподіл джерел генерації електричної енергії на ОЕС України за 3 квартал 2019 року згідно з даними сайту «Державне підприємство «Оператор ринку»».

Електропостачальником на ринку електричної енергії України вважається деякий зв'язаний умовами укладеного договору постачальник електроенергії, що функціонує відповідно до умов отриманої ліцензії на роботу та виступає суб'єктом господарювання, що здійснює виконує операції продажу електроенергії за договором постачання електричної енергії споживачу.

Також до ринку електричної енергії в якості суб'єктів входять:

- електропередавальне підприємство;
- електророзподільне підприємство;
- оператор ринку;

- гарантований покупець;
- оператор системи;
- адміністратори: розрахунків, комерційного обліку;
- постачальник послуг комерційного обліку;
- споживач електричної енергії.

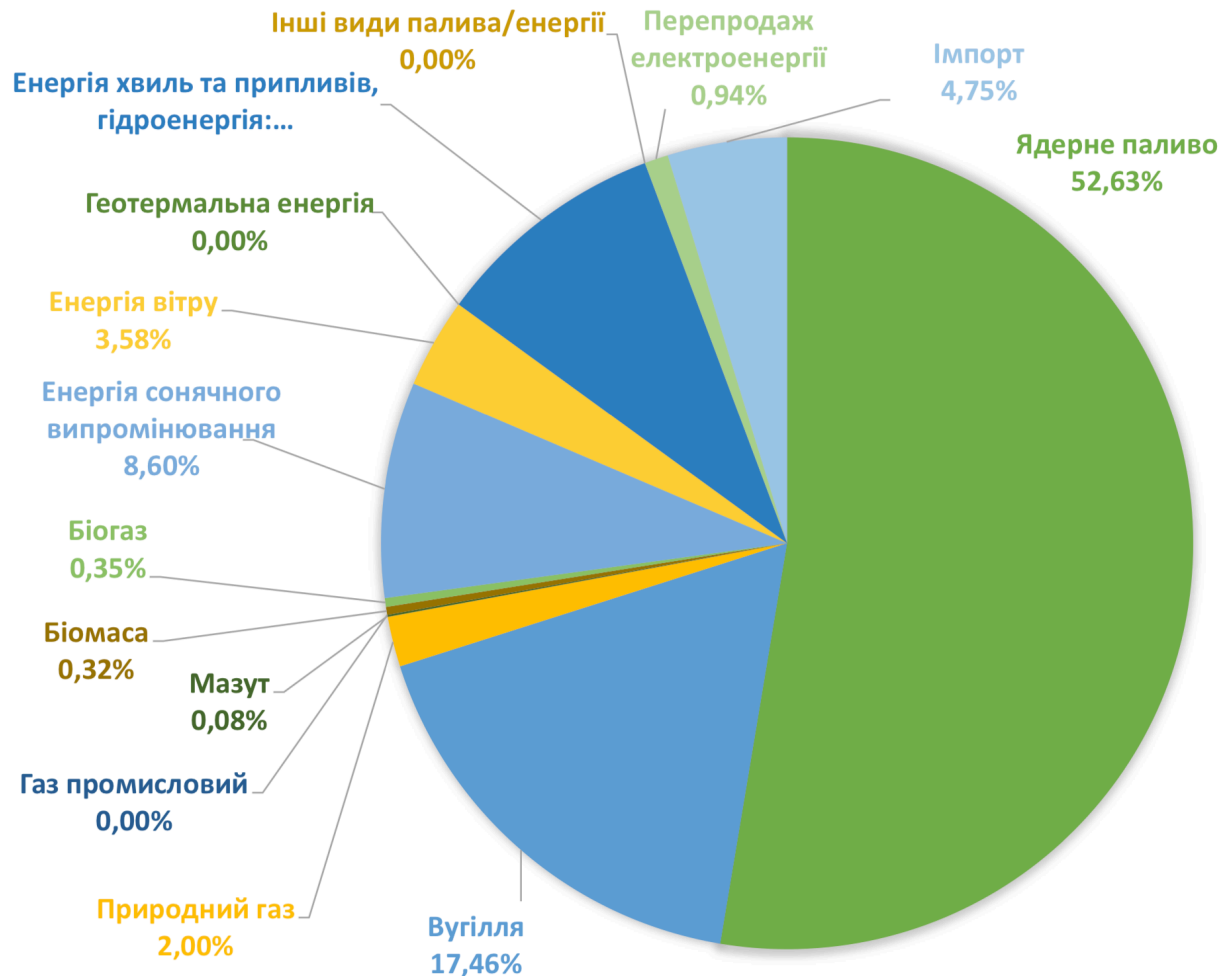


Рисунок 1.3. Частка кожного джерела енергії, використаного для виробництва електричної енергії, проданої на РДН та ВДР на ОЕС України за 3 квартал 2019 року

Суб'єкти ринку електроенергії в контексті даної роботи розглядаються як суб'єкти організаційно-технічної системи та ставиться завдання прогнозування їх станів.

1.3. Формування тарифів на електроенергію

З 1 липня 2019 року були впроваджені зміни до режиму функціонування ринку електричної енергії у Україні. Відповідно до Закону України «Про ринок електроенергії» ініційовано наступний етап реформування цього ринку. Впроваджено такі зміни: введена нова модель ринку електричної енергії, суть якої полягає в тому, що оператори системи розподілу, а також постачальники й споживачі, мають купувати електроенергію для своїх споживачів [1].

Відповідно до даної моделі, компанії, що здійснюють виробництво електроенергії, мають здійснювати операції продажу такої на наступних ринках:

- ринок двосторонніх договорів, який є базовим для виконання операцій з купівлі-продажу;
- ринок на добу наперед, що функціонує на базі тарифів, утворених на ринку двосторонніх договорів;
- внутрішньодобовий ринок, який працює цілодобово;
- балансуючий ринок, що працює для реалізації залишків генерації.

Електропостачальники, а також та оператори системи розподілу мають проводити операції купівлі-продажу електричної енергії лише на вище зазначених ринках. При цьому, ціни на реалізацію електричної енергії як товару має встановлюватись виключно на ринкових умовах тієї платформи реалізації, на якій безпосередньо проводиться конкретна реалізація товару. Ціна на ринку двосторонніх договорів є найнижчою, а найвища – на балансуєчому ринку.

Варто зазначити, що ціна на РДН та ВДР залежить від ціни на ринку двосторонніх договорів. При цьому, ціна на ВДР базується на середньозваженій ціні на РДН минулої доби. Таким чином реалізується взаємозв'язок на ринках всередині ринку електричної енергії.

Таким чином, кінцеві споживачі, що придбали певний обсяг електроенергії на ринку (юридичні споживачі), отримують пропозицію ціни, яка вираховується як сума (РДД+РДН+ВДР+БР). До такої отриманої вартості

також входять кошти, що пов'язані з витратами постачальників і множиться на коефіцієнт прибутку постачальника. Таким чином, отримується наступна формула ціни за 1 кВт*год:

$$\frac{Ц(РДД + РДН + ВДР + БР) + \text{витрати}}{V(РДД + РДН + ВДР + БР)} * K_{\text{пост}} = 1\text{кВт} * \text{год.} \quad (1.1)$$

1.4. Аналіз проблеми прогнозування стану суб'єктів ринку електроенергії

Точне прогнозування майбутніх цінових показників на ринку електроенергії на добу наперед дозволяє споживачам через операторів ринку раціонально закуповувати необхідні обсяги електроенергії, виробників – оптимізувати склад і параметри генеруючого обладнання, виробникам і споживачам спільно – знизити до мінімуму збитки при виході на балансуєчий ринок.

Прогнозування цінових показників на ринку електроенергії може звести перерахунки за електроенергію до мінімальних значень. Це означає, що ціна на електроенергію, прогнозована на початковому етапі ціноутворення на певний період роботи ринку буде якнайточніше відображати реальний стан суб'єктів ринку та ймовірність перерахунку на наступний період продажу, а тим паче суттєвого перерахунку ціни, буде зведена до мінімуму. Це дозволить говорити про більш стабільний рівень функціонування ринку електроенергії як економічної структури так і галузі господарювання держави в цілому, а отже і на макроекономічне становище в державі.

1.5. Аналіз існуючих рішень проблеми прогнозування

Існуючі підходи та практики щодо прогнозування цін на електроенергію зазвичай поділяються на п'ять напрямів [3]:

- мультиагентні або теоретичні моделі ігор, що імітують роботу ринкових агентів;

- фундаментальні методи, що використовують фізичні та економічні фактори;
- моделі зменшеної форми, використовуючи статистичні властивості торгівлі електроенергією для оцінки ризиків та похідних;
- статистичні моделі, що містять часові ряди та економетричні моделі;
- методи штучного інтелекту.

Щодо прогнозування цін на день вперед або взагалі будь-якого іншого виду цін на електроенергію, статистичні та методи штучного інтелекту показують найкращі результати [4]. Як результат, вони є основною основою цього огляду.

Незважаючи на відносну точність прогнозування ціни на електроенергію на ринках вище зазначених методів, кожен із ринків є специфічним, що варто враховувати при виборі моделі та методу прогнозування.

Таким чином, кожен ринок характеризується власними економічними, політичними та законодавчими особливостями, які мають бути враховані в розробці моделі.

1.6. Аналіз вимог до формування моделі прогнозування

Система моделювання та прогнозування стану суб'єктів складної організаційно-технічної системи має відповідати наступним вимогам:

- враховувати нестационарність ринку електроенергії як складної організаційно-технічної системи;
- враховувати модель процесу тарифоутворення ціни на електричну енергію на Новому ринку електроенергії, що набув дієвості з 1 липня 2019 року;
- показувати результати прогнозування високої точності за рахунок правильності обробки помилок прогнозування;
- бути гнучкою та масштабованою для застосування на функціонуючих ринках електричної енергії;

- мати можливість прогнозувати на короткий проміжок часу з сталим оновленням вхідних даних для швидкого та точного прогнозування.

1.7. Постановка задач

Для досягнення вище зазначеної мети з урахуваннями вимог, що наведені вище, та особливостей об'єкту дослідження, необхідно поставити та реалізувати ряд задач.

Слід зауважити, що реалізація моделі прогнозування повинна мати можливість бути розширеною, адаптованою та кастомізованою до певного ринку електричної енергії. Тому, для досягнення мети, необхідно виконати наступні задачі:

- провести аналіз функціонування ринку електричної енергії як складної організаційно-технічної системи задля визначення складових ціно- та тарифоутворення на ринку;
- провести вибір моделі прогнозування, виходячи з умов функціонування об'єкту дослідження, його особливостей та складових, а також специфіки вхідних даних;
- розробити структуру моделі прогнозування та алгоритм проведення її навчання;
- провести навчання розробленої моделі прогнозування;
- провести експериментальне дослідження адекватності моделі до об'єкту дослідження ефективності роботи пропонованої моделі прогнозування.

Висновки до розділу

В даному розділі наведено концепцію та внутрішню структуру об'єкта дослідження, яким є ринок електричної енергії в якості складної організаційно-технічної системи, розглянуто її складові, особливості зовнішніх чинників, що впливають на їх стани, виділено основні підходи, що застосовуються в рамках функціонування ринку електроенергії та специфіка формування тарифів. Описана проблема, яку необхідно вирішити в рамках даної магістерської дисертації, наведені вимоги до моделі прогнозування, що розробляється, а також поставлені задачі до дисертації.

РОЗДІЛ 2. ФОРМУВАННЯ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ СУБ'ЄКТІВ СКЛАДНОЇ ОРГАНІЗАЦІЙНО-ТЕХНІЧНОЇ СИСТЕМИ

2.1. Формалізований опис задачі пошуку моделі прогнозування стану

Для того, що побудувати модель прогнозування цін на електричну енергію, необхідно формалізувати та описати математичну модель поведінку процесу формування тарифу, а також представити цю модель для того, щоб модель прогнозування могла прийняти її в якості функції, поведінка якої прогнозується. Тому пропонується наступне формулювання: дана навчальна вибірка $\{x_i, i = 1, \dots, n\}$ з множини X , на якій відомі значення $y(x_i)$, $y_i \in Y$.

Завдання навчання – по вибірці $\{x_i, y_i\}$ відновити залежність $y^*(x)$, тобто побудувати функцію $a: X \rightarrow Y$. Ця функція реалізується машинально і тому називається вирішувальним алгоритмом [5]. Для побудови вирішувальної функції a використовують модель алгоритмів – множина відображень $A = \{g(x, \theta)\}$, θ – деяка множина параметрів.

Завдання навчання включає два етапи:

1. За вибіркою $\{x_i\}$ побудувати алгоритм $a \in A$;
2. Етап застосування a : вводиться невід'ємна функція втрат:

$$L(a, x) \geq 0, \quad (2.1)$$

що характеризує помилку алгоритму a , і функціонал якості:

$$Q(a, \{x_i\}) = \sum_{i=1}^n L(a, x_i). \quad (2.2)$$

Тоді класичний метод навчання повинен мінімізувати емпіричний ризик – знайти $a \in A$, при якому буде виконуватись наступна умова:

$$Q(a, \{x_i\}) \rightarrow \min_{a \in A} Q. \quad (2.3)$$

В якості функції втрат використовують:

$$L(a, x) = (a(x) - y(x))^2, \quad (2.4)$$

або

$$L(a, x) = |a(x) - y(x)| \quad (2.5)$$

в задачах регресії.

В результаті, отримана наступна модель прогнозу: параметрична множина функцій $g(x, \alpha)$, α – набір параметрів.

Функціонал якості набуде вигляду:

$$Q(a, x) = \sum_{i=1}^n (g(x_i, a) - y_i)^2. \quad (2.6)$$

Таким чином, набір параметрів α^* має мінімізувати $Q(a, x)$ по всім доступним a . Так, у випадку моделі регресії, кожному елементу $x \in X$ відповідає набір ознак, що можна представити у вигляді функцій, що його описують:

$$f_i(x), i=1, \dots, l,$$

а також

$$g(x, a) = \sum_{i=1}^l a_i f_i(x). \quad (2.7)$$

Побудований алгоритм a , крім того, повинен мати хорошу узагальнюючу здатність, тобто якість його роботи на нових об'єктах, що не увійшли в навчальну вибірку, не зменшується; повинен бути стійким до шумових викидів або погрешностей в даних, отриманих в результаті вимірювань; міг пройти перенавчання, наприклад, коли дані про виробництво або покупку електроенергії мають пікові значення, беруться в різні пори року, в робочий чи вихідний день або у різних споживачів: велике підприємство, велике місто, сільська місцевість [6].

2.2. Специфікація вимог до вхідних даних моделі прогнозування

Модель прогнозування має бути обрана з огляду на специфіку вхідних даних, що описують стан суб'єктів ОТС в певний момент часу. Таким чином,

вхідні дані для моделі являють собою набір інформації про числові показники стану суб'єкту за певними критеріями.

Проте, слід зауважити, що модель, що розробляється є гнучкою та може бути адаптована до прогнозування станів суб'єктів з більшою вибіркою критеріїв прогнозування. Таким чином, модель має бути адаптивною до розширення набору зовнішніх факторів, що впливають на стан суб'єктів ОТС, та враховувати їх для фінального формування тарифу за формулою, наведеною в розділі 1.3. Це може бути досягнутим за рахунок того, що кожна з складових формування тарифу з вище згаданої формули може бути розкладена на все більше й більше більш простих складових, які так чи інакше мають вплив на суб'єкти організаційно-технічної системи, а отже, і опосередковано впливають на ціну на електричну енергію [7].

Отже, в якості вхідних даних для моделі прогнозування в рамках даної дисертаційної роботи обрано масиви базових, пікових та середньозважених цін на електричну енергію за липень, серпень та вересень 2019 року, згідно з даними про обсяги та результати торгів на ринку на добу наперед сайту «Державне підприємство «Оператор ринку»».

Варто відзначити, що так як нова модель функціонування ринку електричної енергії України працює лише з липня 2019 року, більш високу точність прогнозування можна буде очікувати хоча б через рік його функціонування [8].

Отже, виділимо наступні вимоги до вхідних даних:

- можливість часткового або повного обсягу даних за потрібний період часу (модель, що розробляється має мати змогу працювати з неповним набором даних);
- відповідність даних реальним даним, включаючи базову, пікову та середньозважену ціни;
- дані за добу, так як прогнозування відбувається на базі ринку на добу наперед;

- табличний вигляд вхідних даних для ефективної роботи моделі прогнозування.

2.3. Вибір методу прогнозування

Для вирішення поставлених задач щодо прогнозування стану суб'єктів складної ОТС необхідно провести аналіз існуючих методів та підходів розробки моделі прогнозування, враховуючи вище наведені вимоги до моделі прогнозування та особливості вхідних даних для аналізу, навчання та побудови моделі.

Для цього в рамках даної роботи пропонується розглянути 3 методи, що задовольняють потреби моделі, що розробляється та провести аналіз для подальшого застосування в системі вибору моделей прогнозування [9].

2.3.1. Градієнтний бустинг

Основна ідея бустингу: побудова правильної композиції відносно простих алгоритмів для отримання сильної моделі. Кінцева модель дорівнює лінійній комбінації простих моделей (базових алгоритмів) зі зміною ваг вхідних даних. Кожна наступна модель будується так, щоб враховувались в розрахунку некоректно передбачені результати, що були визначені на минулих ітераціях [10].

Задана модель прогнозу: параметрична множина функцій $\{g_i(x, a)\}$, a – набір параметрів. $L(g(x, a))$ – функція втрат. Для мінімізації сумарної функції втрат, яка має вигляд:

$$Q(\tilde{a}) = \sum_{i=1}^N L(y_i, g(x_i, a)). \quad (2.8)$$

$$Q(\tilde{a}) = \sum_{i=1}^N Lc. \quad (2.9)$$

Тож для її мінімізації застосовують метод градієнтного спуску: значення \tilde{a} змінюються вздовж лінії антиградієнта:

$$L(g, \tilde{a}): \nabla L(\tilde{a}) = \left[\partial L(y_i, g(x_i, a)) / \partial a \right]. \quad (2.10)$$

Оновлене значення параметрів :

$$a_{t+1} = a_t - L \nabla(a). \quad (2.11)$$

Прогноз виконується за M ітерацій, кінцевий набір параметрів приймає вигляд:

$$\tilde{a} = \sum_{k=1}^M a_k, \quad (2.12)$$

де кінцевий алгоритм:

$$\tilde{f}(x) = g(x, \tilde{a}). \quad (2.13)$$

Для поліпшення якості прогнозу також доцільно використати функціональний градієнтний спуск – модель Фрідмана: бустинг над вирішувальними деревами GBM. Тут при побудові такої моделі, вона будується не просто на переважених спостереженнях, а використовує дерево рішень, таким чином, щоб найточніше наближати градієнт до цільової функції. Даний алгоритм будує кінцеву послідовність дерев таким чином, щоб значення в термінальних вершинах (листі) кожного дерева були найбільш наближені до цільової змінної (вузлової рівноважної ціни) [11].

Кожен вузол дерева містить набір вирішувальних правил для зміни функції $\{f(x, a)\}$ (використовувати лінійні моделі з трендом або без нього типу ARMA, враховувати в прогнозі сезонні фактори, кореляційні залежності, будувати прогноз по нелінійним алгоритмам та інші); висновок про прогноз цільової функції міститься в термінальних вершинах. Оптимальний пошук ведеться в функціональному просторі базових алгоритмів $h(x, a)$. На кожному кроці t оновлення вирішувального правила $\tilde{f}(x)$ відбувається за формулою:

$$\tilde{f}_{t+1}(x) = \tilde{f}_t(x) + \rho_t h(x, \tilde{a}_t). \quad (2.14)$$

Параметри моделі ρ , a підбираються методом найменших квадратів, так, щоб наші передбачення були найбільш корельованими з антиградієнтом функції втрат:

$$\tilde{a}_t = \arg \min_{\rho} \sum_{i=1}^N \left(r_{it} - h(x_i, a) \right)^2, \quad (2.15)$$

$$r_{it} = - \partial L(y_i, f(x_i)) / \partial f(x_i), \quad (2.16)$$

$$\rho_t = \arg \min_{\rho} \left(L(y_i, \tilde{f}(x_i, a)) + \rho h(x_i, a_t) \right). \quad (2.17)$$

Рух по дереву рішень, додавання в нього нових базових алгоритмів йде у відповідності з правилом приросту інформації, заснованого на ентропії. Процес побудови моделі завершується, коли приріст інформації від додавання в дерево нових вирішальних алгоритмів не опиниться рівним заданої малої величини, а значення прогнозової функції в термальних вершинах практично перестають змінюватися [12].

Основні переваги бустингу – універсальність, гнучкість і висока узагальнююча здатність.

2.3.2. Рекурентна нейронна сітка

Нейронні сітки – потужний метод прогнозу і рішення задач розпізнавання образів в ситуаціях, коли в експериментальних даних відсутні суттєво важливі деталі вхідної інформації, а та інформація, що доступна є зашумованою. Достатньо високий рівень паралельності виконання операцій та розрахунків, що забезпечується при імплементації нейросистем, включає механізми швидкої обробки великих обсягів інформації, в тому числі і паралельно самому процесу вимірювань. Специфічна мінливість нейронних сіток знаходиться в базових принципах їх здатності до тренування та навчання, що зумовлює здатність таких до адаптації до специфічних умов роботи, при сталості та стабільності в цілому їх морфологічної внутрішньої структури. Застосування нейронних сіток дозволяє будувати нелінійні моделі прогнозу,

використовувати великі числа параметрів прогнозу, впорядковані за ступенем їх важливості.

Формалізований нейрон має наступний вигляд як показано на рис. 2.1.

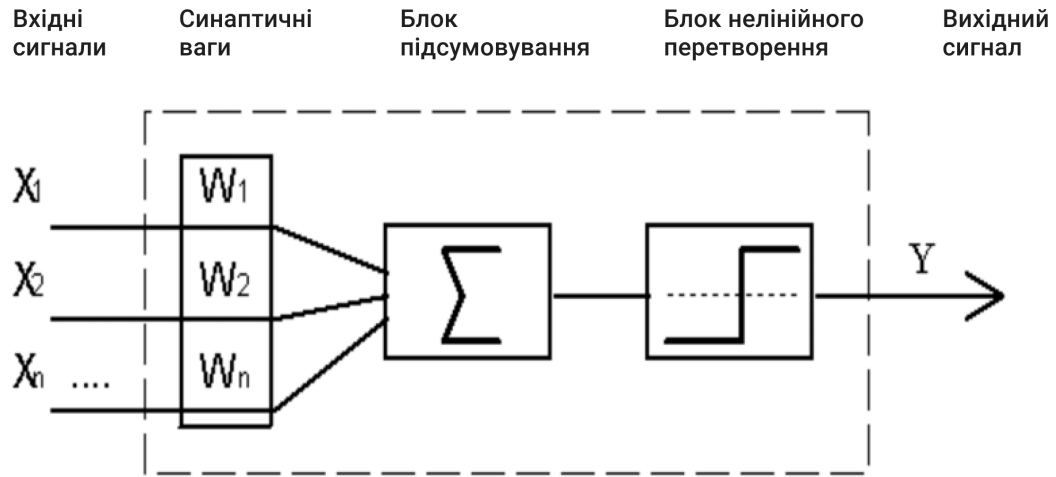


Рисунок 2.1. Формалізований нейрон

Вектор локальної пам'яті включає в себе дані про вагові множники, з якими вхідні сигнали будуть інтерпретуватися нейроном [13]. В блоці, де проводяться операції підсумовування, відбувається певний процес накопичення загального вхідного сигналу рівного зваженій сумі входів:

$$S = \sum_{i=1}^n W_i x_i. \quad (2.18)$$

Відгук нейрона: змінна піддається нелінійному пороговому перетворенню за допомогою функції $Y = \phi(S)$.

Найпростіші нейронні сітки не мають шарів, що можуть бути прихованими, і в цілому можуть розцінюватись як лінійні регресії. Коли ми додаємо проміжний шар з прихованими нейронами і різними перехідними функціями, нейронна сітка стає нелінійною і набуває пам'яті – блоку для зберігання найбільш важливої прогнозової інформації.

Нейронна сітка з одним прихованим шаром приймає на вході вектор даних для прогнозу, j -й прихований нейрон дає на виході величину:

$$h_j = \phi \left(\sum_i w_{ij} x_i \right). \quad (2.19)$$

Тут ϕ – функція активації.

Прихований шар пов'язаний з вихідним шаром, і j -й вихідний нейрон дає на виході величину:

$$y_i = \sum_i v_{ij} h_i. \quad (2.20)$$

У матричній формі описані вище рівняння має такий вигляд:

$$h = \phi(Wx), y = Vh_t. \quad (2.21)$$

Тут x – вхідний вектор; W – це матриця ваг, що з'єднує вхідний шар і прихований шар; V – це матриця ваг, що з'єднує прихований шар і вихідний шар.

Так приховані шари ефективно кодують корисну інформацію, що міститься у вхідних даних. Тоді ці шари можна використовувати в якості пам'яті, що передається від одного моменту часу до іншого. З огляду на поставлені задачі до проектування моделі прогнозування станів суб'єктів складної ОТС та об'єкту дослідження, наша модель також має вміти робити аналіз даних і автоматично виявляти і зберігати корисну для подальшої роботи інформацію [14]. Для цього обрано рекурентну нейронну сітку (РНМ) в якості моделі прогнозування. Замість того, щоб просто обробляти одні набори даних незалежно від інших, РНМ формує внутрішню пам'ять про хід обчислень (ваги, присвоєні різним елементам інформації), яка допомагає виконувати більш точну класифікацію або прогнози. Для цього треба додати в рівняння сітки внутрішні знання, які можна розглядати як елементи інформації, які зберігаються сіткою:

$$h_t = \phi(Wx_t + h_{t-1}), y_t = Vh_t. \quad (2.22)$$

Прихований стан, обчислений в момент часу t - h_t (тобто наші внутрішні знання), подається в сітку в наступний момент часу і т.д.

2.3.3. LSTM-сітка

LSTM-сітка (long short-term memory network) є більш досконалою моделлю сітки. Оновлення сегментів пам'яті відбувається за вищенаведеною схемою, що представляє пам'ять в певний момент часу:

$$mem = \sigma(x). \quad (2.23)$$

Для перевірки якості прогнозу використовується метод зворотнього поширення помилки. Навчання сітки полягає в підлаштуванні вагових коефіцієнтів кожного нейрона [15].

Нехай є набір пар векторів розмірності n $(x^{(k)}, y^{(k)})$, $k = 1..p$, що називається навчальної вибіркою. Нейронну сітку називають навченою на цій вибірці навчальних даних в тому випадку, коли при виконанні подачі даних на входи нейронної сітки будь-якого вектора $x^{(k)}$ на виходах щоразу виходить відповідний вектор $y^{(k)}$. Метод навчання полягає в ітераційному підлаштуванні матриці ваг, послідовно зменшуючи рівень похибки у векторах, що йдуть на вихід. Послідовність дій має кілька кроків алгоритму:

1. За вхідними даними обчислюються прогнознi значення $Y(x)^{(k)} \neq y^{(k)}$;
2. Обчислюється вектор помилки:

$$\bar{\delta}^{(n)} = \bar{Y}^{(k)} - \bar{y}^{(k)}, \quad (2.24)$$

який може бути зроблений сіткою при формуванні виходу. Ідея наступних кроків даного алгоритму є такою, щоб зробити зміну векторів вагових коефіцієнтів малими настільки, щоб вони були пропорційними помилкам на виході.

3. Вектор ваг обчислюється таким чином:

$$W(t + \Delta t) = \sum_{i=1}^N x_i^k \delta_i^k. \quad (2.25)$$

Тут $0 < \eta < 1$ – це темп навчання.

Кроки 1-3 повторюються для всіх навчальних векторів. Навчання завершується: або у тому випадку, якщо ітерації зійдуться, або в тому випадку, якщо повна підсумована за всіма векторами похибка абсолютна є меншою певного визначеного значення.

Зважаючи на вимоги до моделі прогнозування, зазначені в розділі 2.2, та специфіку вхідних даних, обрано LSTM-сітку як модель для реалізації прогнозування стану суб'єктів складної організаційно-технічної системи, так як вона дозволяє ефективно та в динамічному режимі обробляти нові дані та перенавчатись з оновленням внутрішньої пам'яті. Це дозволить моделі, що розробляється бути застосованою не тільки на ринках довгострокової перспективи, а й внутрішньодобовому та ринку на добу наперед. LSTM-сітку обрано як метод прогнозування. На основі неї необхідно провести оцінку якості роботи моделі прогнозування, її тренування, обробку помилок прогнозування [16].

Вимоги до моделі прогнозування на основі машинного навчання, що пропонується в даній дисертаційній роботі:

- здатність отримання правильного рішення задачі при наявності неповних і перекручених даних після налаштування параметрів сітки;
- можливість врахування великої кількості додаткових чинників, що впливають на якість прогнозування;
- стійкість до перешкод, високу швидкодію;
- аналіз великого обсягу даних для знаходження в них складних нелінійних залежностей;
- гнучке коригування побудованої моделі.

2.4. Опис нейронної сітки

Розглянемо структуру та особливості обраної нейронної сітки моделі прогнозування. Обрана модель може вирішувати цілий ряд різноманітних завдань і в даний час широко використовується в моделюванні та прогнозуванні в різних галузях господарства.

LSTM розроблені спеціально таким чином, щоб запобігти випадкам таких проблем, як довготривала залежність. Використання даних впродовж довгих проміжків часу – це стандартна поведінка, яка обумовлена самою архітектурою сітки, а не завдання, яке ставиться перед сіткою та на виконання якого їй потрібна велика кількість ресурсів [16].

Для порівняння, рекурентні нейронні сітки будь-яких варіацій являють собою деякий ланцюг модулів, що повторюються. До того ж, в звичайній РНМ структура таких модулів є нескладною, до прикладу, вона може бути простим одним шаром з функцією активації \tanh (гіперболічний тангенс) як показано на рис. 2.2.

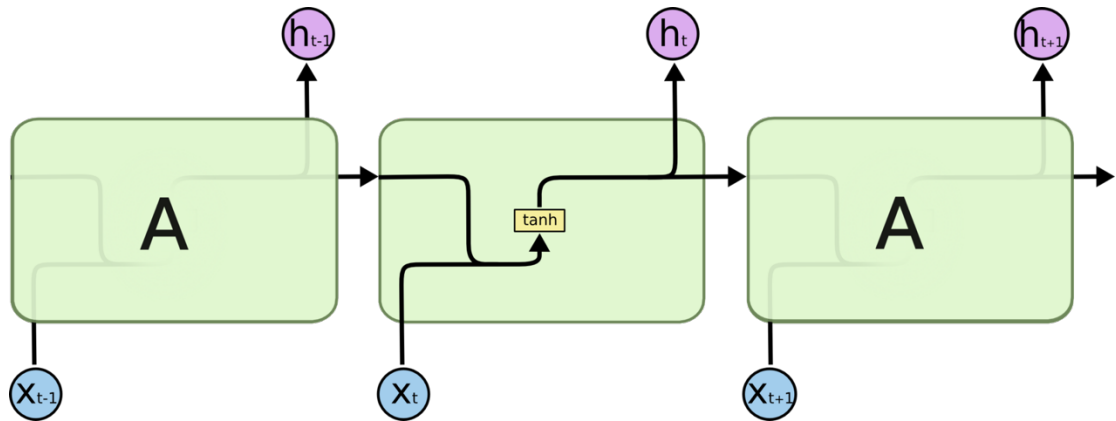


Рисунок 2.2. Модуль РНМ, що повторюється

Внутрішня структура LSTM сітки також дещо схода на ланцюк, проте модулі самої сітки є кардинально інакшими. Це видно з того, що такі сітки мають не один шар, а чотири і взаємодія відбувається за складним алгоритмом роботи.

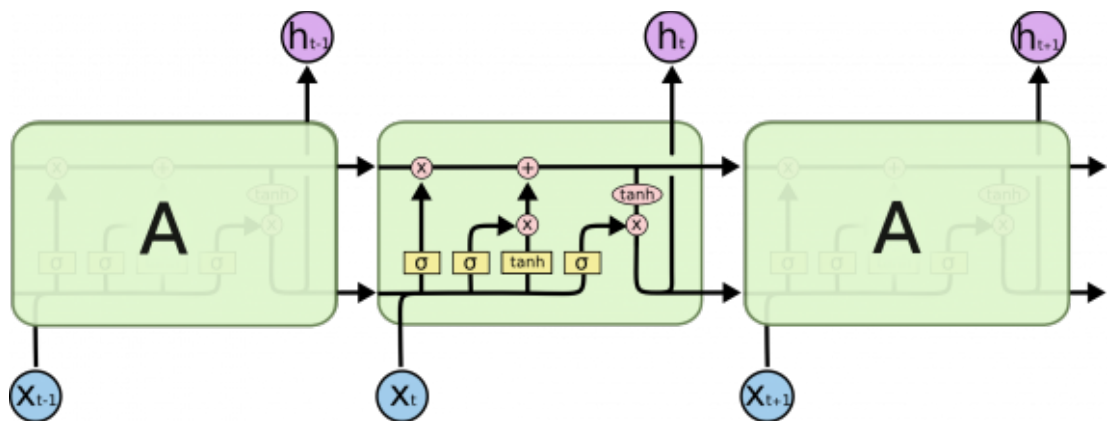


Рисунок 2.3. Модуль LSTM, що повторюється

На рисунку 2.3 зображено модуль LSTM, що повторюється, де в жовтих прямокутниках зображуються шари нейронної сітки. Лінія зі стрілкою показує передачу вектору між вузлами. Рожеві круги – це поточкові оператори, наприклад, операції з векторами, такі як додавання. Лінії, що зливаються позначають конкатенацію, в той час як розгалужені лінії позначають, що їх вміст копіюється, і копії відправляються в різні місця. Ключ до LSTM – горизонтальна лінія.

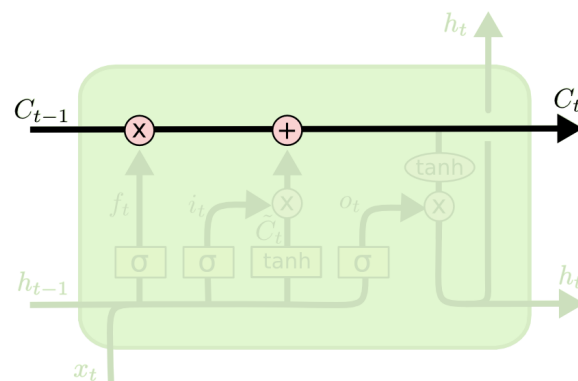


Рисунок 2.4. Внутрішня структура нейронної сітки

LSTM може видаляти інформацію із клітинного рівня роботи сітки; такий процес прийнято регулювати фільтрами [17].

Такі фільтри призначені виконувати пропуск даних, базуючись на певних специфічних умовах. Вони включають до свого складу шар сигмоїдальної нейронної сітки як показано на рис. 2.4.

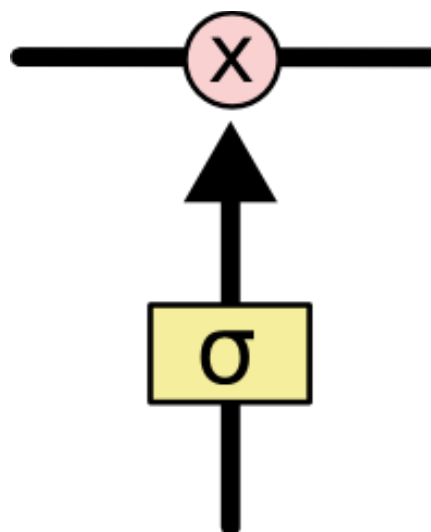
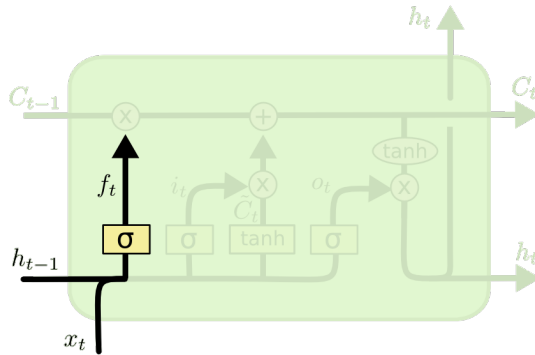


Рисунок 2.5. Вентиль LSTM

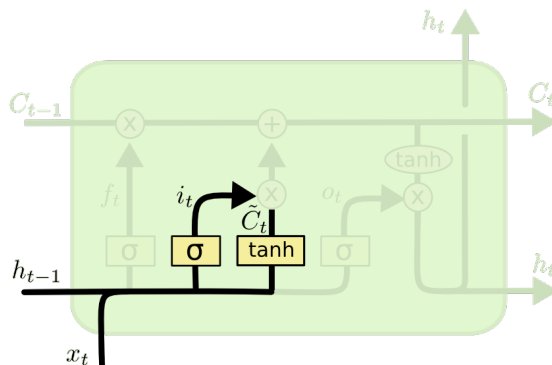
LSTM включає три вентиля, які застосовуються з метою захичту і проведення контролю стану інформації на рівні комірки.



$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

Рисунок 2.6. Забуваючий вентиль

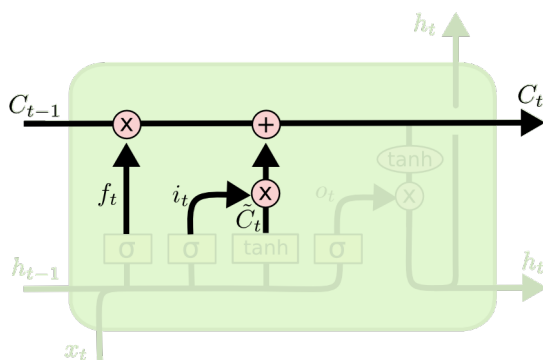
На даному етапі необхідно вирішити, яка саме нова інформація в системі має бути збереженою в цьому стані [17]. Цей етап складається з двох частин. Спочатку сигмоїдальний шар, що зветься "шаром входного фільтру" проводить визначення того, які саме значення треба оновити в рамках цього етапу. Далі tanh-шар виконує побудову вектору нових значень, які можна додати в стан комірки як показано на рис. 2.7-2.8.



$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

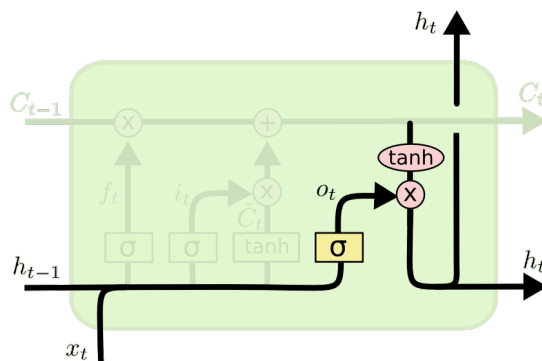
Рисунок 2.7. Вхідний вентиль



$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$

Рисунок 2.8. Оновлення комірки LSTM

Таким чином, отримуємо оновлення комірки сітки, що обумовлює готовність сітки до наступних ітерацій та відбувається формування виходу як показано на рисунку 2.9.

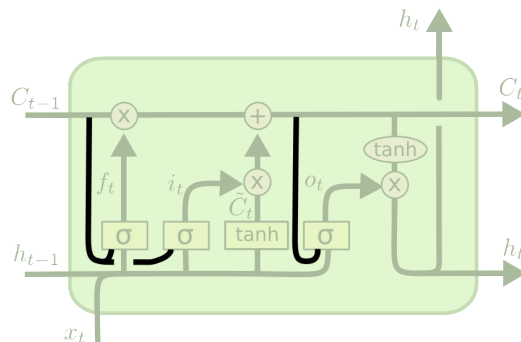


$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

Рисунок 2.9. Формування виходу

До прикладу, розглянемо одну з відомих варіацій LSTM, що була запропонована Герсом і Шмідхубер та визначається операцією додавання до процесу навчання так званих "оглядових очей". Вони забезпечують можливість бачити стан комірки [18].



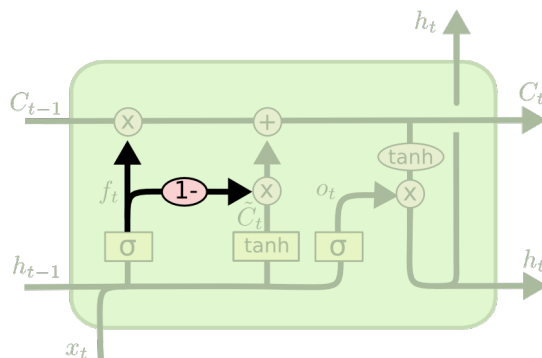
$$f_t = \sigma(W_f[C_{t-1}, h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_i[C_{t-1}, h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$o_t = \sigma(W_o[C_t, h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

Рисунок 2.10. Зв'язки в LSTM

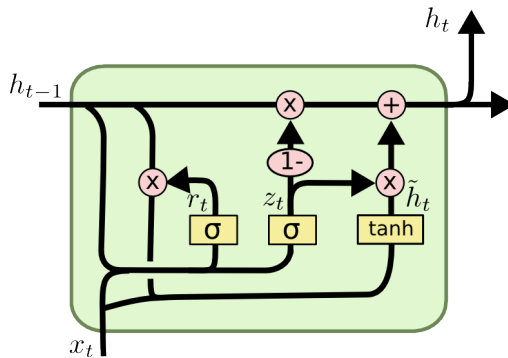
Ми проводимо операцію додавання нової інформації в стан комірки тільки тоді, коли забуваємо стару.



$$C_t = f_t * C_{t-1} + (1 - f_t) * \tilde{C}_t$$

Рисунок 2.11. Забуваючий і вхідні вентиля

Побудована в результаті модель простіше, ніж стандартна LSTM як показано на рис. 2.12.



$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W \cdot [r_t * h_{t-1}, x_t])$$

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t$$

Рисунок 2.12. Вентильна рекурентна одиниця

2.5. Метрики оцінювання якості алгоритму роботи моделі

Для оцінки адекватності роботи запропонованої моделі використовуються наступні метрики оцінювання [19]:

- MSE (середньоквадратична помилка системи), що обчислюється за наступною формулою:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Actual_{price(i)} - Forecast_{price(i)})^2. \quad (2.26)$$

- MAE (середня абсолютна помилка), що обчислюється за наступною формулою:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Actual_price(i) - Forecast_price(i)|. \quad (2.27)$$

- Середня абсолютна процентна помилка (MAPE). Тут метрика нормується на дійсне значення. Таким чином, важлива не помилка прогнозу, але її значення в залежності від величини самих даних:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Actual_price(i) - Forecast_price(i)|}{Actual_price(i)} \cdot 100\%. \quad (2.28)$$

Недоліком метрики є сильне завищення при значеннях цільової змінної, близьких до нуля. Для того, щоб нівелювати цей недолік була використана інша формула для нормування на середнє значення, яка і є основним критерієм оцінки:

$$AMAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Actual_price(i) - Forecast_price(i)|}{Average_price} \cdot 100\%. \quad (2.29)$$

Висновки до розділу

В даному розділі розроблене математичне підґрунтя до моделі прогнозування, на базі якого були поставлені вимоги до вибору моделі. Проведено аналіз декількох підходів до вирішення поставлених завдань для реалізації завдання прогнозування стану суб'єктів складної організаційно-технічної системи.

РОЗДІЛ 3. НЕЙРОСІТКОВЕ МОДЕЛЮВАННЯ СТАНУ СУБ'ЄКТІВ СКЛАДНОЇ ОРГАНІЗАЦІЙНО-ТЕХНІЧНОЇ СИСТЕМИ

3.1. Вибір інструментальних засобів реалізації нейросіткового моделювання вибору моделей прогнозування

3.1.1. Мова програмування Python

Python – це інтерпретована високорівнева мова програмування. Створена Гідо ван Россумом та вперше випущена в 1991 році, філософія дизайну Python виділяє задачу читабельності коду та вирішує її завдяки помітному використанню значного рівня табуляції. Його мовні конструкції та об'єктно-орієнтований підхід забезпечують можливість написання чіткого логічного коду для малих та масштабних проектів [23].

Python динамічно набирає та видаляє «сміття». Він підтримує декілька парадигм програмування, включаючи процедурне, об'єктно-орієнтоване та функціональне програмування. Python часто описується “batteries included”-мовою завдяки своїй широкій бібліотеці стандартних засобів та інструментів, що вирішують багато задач [23].

Початки розробки мови Python були покладені ще в кінці 1980-х років як наступника мови ABC. Python 2.0, випущений у 2000 році, представив такі функції, як підтримку списків та систему збору «сміття», здатну збирати непотрібні об'єкти з пам'яті, використовуючи цикли. Python 3.0, випущений у 2008 році, був основною редакцією мови, яка не є повністю зворотною сумісною, і в більшості випадків код Python 2 не працює немодифікованим на Python 3.

Мова Python 2, тобто Python 2.7.x, виводиться з підтримки 1 січня 2020 року (після розширення; вперше це заплановано на 2015 рік), і команда підтримки Python не буде виправляти проблеми безпеки або покращувати її іншими способами після цього.

Із закінченням життя буде підтримуватися лише Python 3.5.x та пізніші версії.

Інтерпретатори Python доступні для багатьох операційних систем. Глобальне співтовариство програмістів розробляє та підтримує CPython, відкритий вихідний код. Некомерційна організація, програмний фонд Python, керує та спрямовує ресурси для розробки Python та CPython.

Проте, найважливішою перевагою мови програмування Python є широке коло її застосування, серед яких – широка популярність в сфері машинного навчання. Варто відзначити, AI-проекти відрізняються від традиційних програмних проектів. Відмінності полягають у технологічному стеку, методологій розробки, необхідних для проекту на базі AI, та необхідності глибоких досліджень. Для реалізації таких цілей в AI слід використовувати стабільну, гнучку та доступну інструментальну мову програмування. Python пропонує все це, саме тому сьогодні з'являється все більше проектів AI на мові Python.

3.1.2. База даних PostgreSQL

PostgreSQL, також відомий як Postgres – це безкоштовна та відкрита система управління реляційними базами даних (RDBMS), що забезпечує розширюваність та відповідність технічним стандартам.

PostgreSQL пропонує транзакції з властивостями Atomicity, Consistency, Isolation, Durability (ACID), де автоматично оновлюються представлення даних, матеріалізовані подання, тригери, зовнішні ключі та збережені процедури [22]. PostgreSQL розробляється Групою розвитку Global PostgreSQL, різноманітною групою багатьох компаній та окремих учасників.

PostgreSQL включає вбудовану бінарну реплікацію, засновану на доставці змін (журнали попереднього запису (WAL)) для реплікації вузлів асинхронно, з можливістю запускати запити лише для читання проти цих реплікованих вузлів. Це дозволяє ефективно розподіляти трафік читання на кілька вузлів. Раніше програмне забезпечення реплікації, яке дозволяло подібне масштабування читання, зазвичай покладалося на додавання активаторів реплікації до майстра, збільшуючи навантаження.

Синхронна мультимайстерна реплікація не входить до ядра PostgreSQL. Postgres-XC, заснований на PostgreSQL, забезпечує масштабовану синхронну мультимайстерну реплікацію. Він ліцензований за тією ж ліцензією, що і PostgreSQL. Пов'язаний проект називається Postgres-XL. Postgres-R – це ще одна вилка. Двонаправлена реплікація (BDR) – це асинхронна система множинної реплікації для PostgreSQL. Такі інструменти, як repmgr, спрощують управління кластерами реплікації.

Перелічені вище переваги PostgreSQL забезпечують широку його популярність серед розробників систем машинного навчання та моделей прогнозування в якості системи сховища вхідних даних. Тому, для розробки моделі прогнозування суб'єктів складної організаційно-технічної системи, за вимогами до моделі прогнозування, також обрану цю базу даних.

3.1.3. Бібліотека навчання TensorFlow

TensorFlow – це відкрита програмна бібліотека загального доступу для машинного навчання, щ обула розроблена компанією Google для реалізації власного підходу до вирішення завдань побудови і тренування нейронної сітки. Сьогодні вона застосовується в рамках досліджень, а також для розробки власних продуктів Google. Основний API для роботи з бібліотекою реалізований для Python, також існують реалізації для C Sharp, C++, Haskell, Java, Go і Swift.

Обчислення TensorFlow виражаються у вигляді потоків даних через граф станів. Назва TensorFlow походить від операцій з багатовимірними масивами даних, які також називаються «тензорами».

В рамках даної дисертаційної роботи важливою вимогою щодо засобів реалізації є те, що модель прогнозування має бути розроблена з використанням таких програмних та технічних засобів, щоб подальше її розширення, допрацювання та налаштування могло бути здійснене з допомогою вже інтегрованих бібліотек та фреймворків, що підвищить ефективність такого

розширення. Так як, TensorFlow має широкий спектр рішень для тих чи інших завдань тренування нейронної сітки, доцільно використовувати саме його.

3.2. Архітектура системи нейросіткового моделювання

На основі проведеного вибору моделі прогнозування в розділі 2 пропонується модель прогнозування, яка за умови забезпечення своєчасною та коректною інформацією щодо минулих станів суб'єктів організаційно-технічної системи, може прогнозувати ціни на електричну енергію та впливати на реальні фінансово-економічні процеси формування тарифів.

Нейронна сітка як засіб реалізації задачі прогнозування стану суб'єктів складної організаційно-технічної системи має згідно вимог, поставлених в розділі 2, має бути адаптивною та гнучкою, щоб мати можливість бути інтегрованою в технічну систему функціонування того чи іншого ринку електричної енергії. Так, пропонується розглянути наступну архітектурну схеми, яка відображає можливість інтеграції моделі прогнозування в технічне середовище роботи ринку як показано на рис. 3.1.

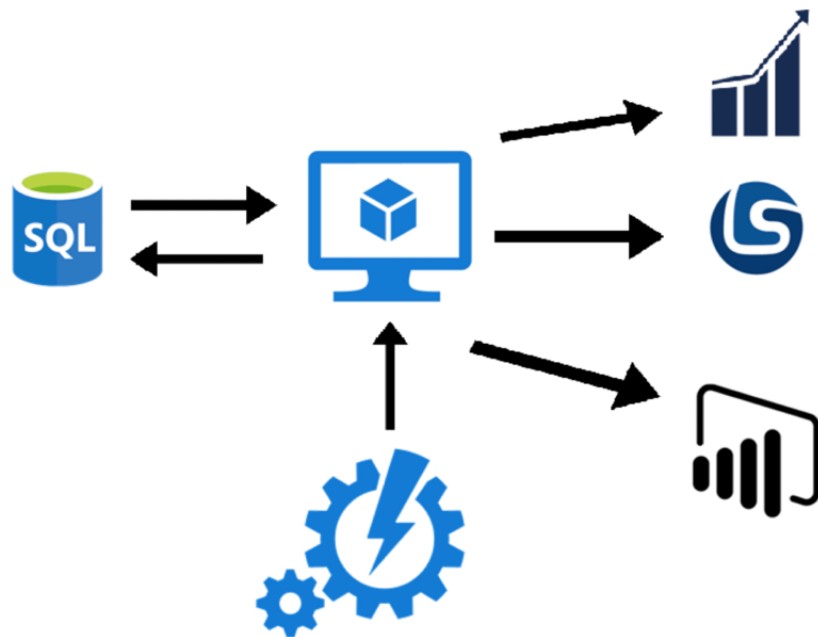


Рисунок 3.1. Архітектура інтеграції системи прогнозування

В вище наведеній схемі в якості постійного та стабільного джерела даних для моделі пропонується база даних з системи «ДП «Оператор ринку»», що являє собою SQL базу даних. Для постійного оновлення даних, над якими проводяться операції, пропонується служба Azure Automation, яка є відповідальною за постійне та безперебійне постачання актуальних даних про стани суб'єктів організаційно-технічної системи для моделі.

Результати роботи моделі, тобто оцінені якісні прогнози на тарифи електричної енергії, можуть бути надіслані до статистичних систем технічного та програмного забезпечення системи функціонування ринку електричної енергії для подальшої їх обробки та застосування у вирішенні тих чи інших фінансово-економічних проблем ринку.

3.2.1. Структура нейросітки

Архітектурна схема системи програмно-технічного забезпечення, в яку може бути інтегрована модель прогнозування, що розробляється в рамках даної дисертаційної роботи для ефективної роботи з вхідними даними, їх обробки та прогнозування, має включати наступні рівні роботи з даними як показано на рис. 3.2:

- завантаження даних в пам'ять та їх обробка;
- аналіз вхідних даних;
- побудова моделі;
- прогнозування;
- рівень обробки результатів прогнозування.

Розглянемо кожен із перерахованих рівнів більш детально з точки зору їх ролі в роботі системи:

- рівень завантаження даних в пам'ять та їх обробки реалізує завантаження даних шляхом імпорту із бази даних ресурсу, який зазначена в якості джерела даних для моделі прогнозування. Також даний рівень відповідає за перетворення даних, якщо таке є необхідним

з точки зору відповідності вхідних даним вимогам, наведеним в розділі 2, а також підготовки даних до аналізу;

- рівень аналізу вхідних даних забезпечує перевірку даних на відповідність вимогам до таких для того, щоб забезпечити максимальну ефективність роботи моделі прогнозування;
- рівень побудови моделі надає засоби для побудови моделі прогнозування ціни та можливість оцінки параметрів якості моделі для виконання прогнозування;
- рівень прогнозування реалізує динамічне прогнозування на базі вхідних даних та забезпечує відповідний рівень якості результатів для подальшого їх застосування у програмно-технічній системі функціонування ринку електричної енергії.



Рисунок 3.2. Алгоритм роботи системи нейросіткового моделювання

Наведений вище алгоритм потоків даних реалізує структуру тришарової нейронної сітки, що запропонована, зображено на рис. 3.3.

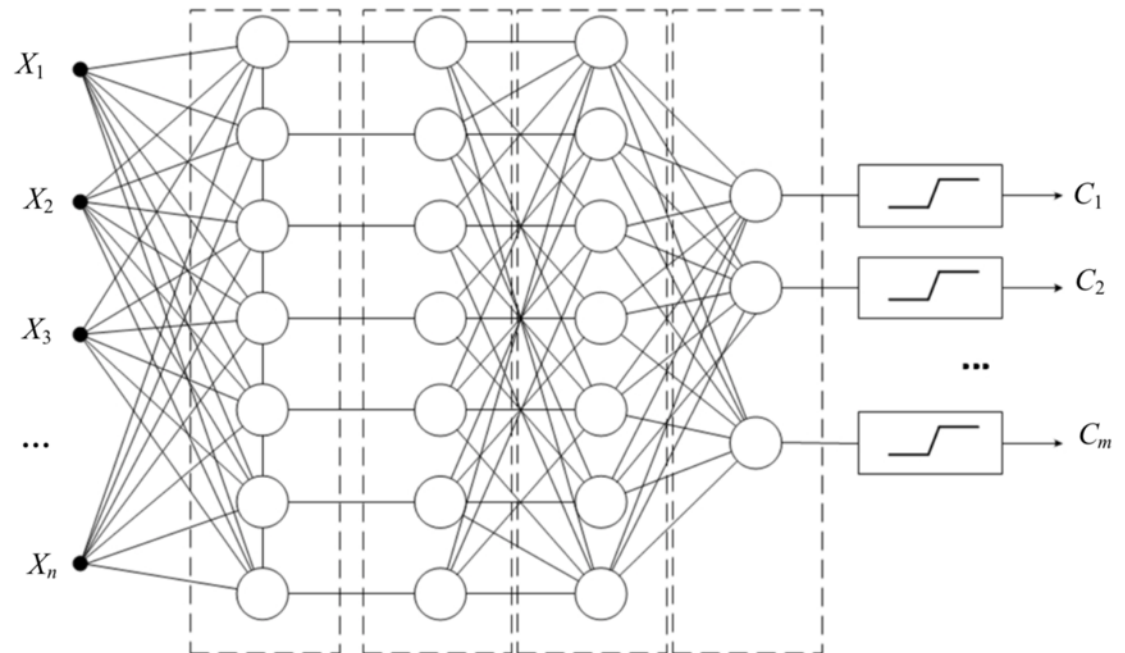


Рисунок 3.3. Структура нейронної сітки

Запропонована модель є тришаровою, шари якої відповідають за окремий функціонал: перший шар (i -ий) виконує кластеризацію вхідних значень (X_1, X_2, \dots, X_n); другий шар (j -ий) відповідає за обробку отриманих значень; третій шар (k -ий) фільтрує отримані значення та виділяє цільовий клас, який визначає актуальні чисельні показники прогнозування. На виході отримуємо набір даних (C_1, C_2, \dots, C_m), що відповідає значенням стану суб'єктів складної ОТС.

Кількість вхідних даних для створення сету для тренування може бути 15, 30, 60, що відповідає половині місяця, цілому та двом місяцям. Пройшовши етап кластеризації, що відбувається в першому шарі нейронної сітки, вираховуються значення сигналів на входах та виходах нейронів другого (j -того) та третього (k -того) шарів наступним чином.

- Входи нейронів j -того шару вираховуються за наступною формулою:

$$net_j = \sum_{i=1}^{24} W_{ji} \cdot O_i, \quad (3.1)$$

$$j=1,2, \dots, 5.$$

- Виходи нейронів j -того шару вираховуються за наступною формулою:

$$O_j = 1/(1 + e^{-(net_j + O_j)}). \quad (3.2)$$

- Вхід нейронів k -того шару вираховуються за наступною формулою:

$$net_k = \sum_{j=1}^5 W_{kj} \cdot O_j, \quad (3.3)$$

$$k=5.$$

- Вихід нейронів k -того шару вираховуються за наступною формулою:

$$(P_{\text{прогнозу}})O_k = 1/(1 + e^{-(net_k + O_k)}). \quad (3.4)$$

В вище наведених формулах W_{ji} та W_{kj} – вагові коефіцієнти відповідно між нейронами j -того та i -того шару та j -того та k -того шару, O_i – зміщення.

3.2.2. Реалізація нейронної сітки

Спочатку необхідно завантажити дані з джерела даних, яким виступає сайт «ДП «Оператор ринку»». Дані зберігаються в табличному вигляді, для прикладу приведено табл. 3.1.

Таблиця 3.1

Дані про ціни на електроенергію станом на кожен з днів вересня 2019 року згідно з даними сайту «Державне підприємства «Оператор ринку»»

Доба постачання	Base, грн/МВт.год	Peak, грн/МВт.год	OffPeak, грн/МВт.год	Середньозважена ціна, грн/МВт.год
01.09.2019	1472,2	1803,1	1141,3	1494,84
02.09.2019	1638,11	2048,23	1227,98	1702,01

Завершення табл. 3.1

03.09.2019	1630,84	2048,23	1213,46	1679,88
04.09.2019	1621,74	2037,06	1206,42	1666,37
05.09.2019	1635,52	2048,23	1222,8	1674,48
06.09.2019	1591,05	2036,9	1145,21	1636,59
07.09.2019	1609,29	2037,26	1181,32	1606,78
08.09.2019	1457,43	1759	1155,87	1464,07
09.09.2019	1595,43	2048,23	1142,63	1621,68
10.09.2019	1587,96	2020,1	1155,83	1620,89
11.09.2019	1570,98	1994,92	1147,04	1602,63
12.09.2019	1590,1	2021,11	1159,09	1628,56
13.09.2019	1622,78	2014,17	1231,4	1654,78
14.09.2019	1453,61	1776,63	1130,58	1462,25
15.09.2019	1119,1	1243,58	994,63	1123,36
16.09.2019	1587,18	2015,28	1159,09	1630,51
17.09.2019	1601,23	2001,1	1201,37	1630,15
18.09.2019	1588,13	1953,73	1222,53	1617,41
19.09.2019	1594,21	1991,66	1196,75	1618,05
20.09.2019	1617,74	2037,05	1198,43	1643,13
21.09.2019	1584,27	1972,64	1195,9	1591,28
22.09.2019	1519,43	1855,91	1182,95	1529,51
23.09.2019	1591,2	1997,01	1185,39	1616,87
24.09.2019	1586,02	1974,27	1197,76	1613,83
25.09.2019	1610,91	1994,52	1227,3	1625,12
26.09.2019	1602,54	2008,15	1196,94	1637,1
27.09.2019	1637,76	2048,21	1227,3	1691,56
28.09.2019	1639,8	2048,21	1231,4	1684,02
29.09.2019	1619,69	2007,98	1231,4	1645,7
30.09.2019	1625,82	2044,21	1207,42	1662,65

Тому копіюється дата, базова, пікова верхня, пікова нижня та середньозважена ціни в якості DataFrame df, і зберігається в якості вхідних даних до моделі прогнозування.

Також потрібно визначити масштабувач (scaler) для нормалізації даних. MinMaxScaler масштабує всі дані, що знаходяться в області 0 і 1. Саме він був обраний для даної моделі, так як є можливість змінити форму підготовки та тестування, щоб вони були у формі [data_size, num_features].

Для цього імплементується наступний функціонал:

```
scaler = MinMaxScaler()
train_data = train_data.reshape(-1,1)
test_data = test_data.reshape(-1,1)
```

Якщо спостереження, яке зроблено на основі вхідних даних, має особливість, коли різні часові періоди даних мають різний діапазон значень, доцільно нормалізувати дані, розділивши повну серію даних на вікна. Якщо цього не зробити, зміни значень в попередніх даних можуть бути близькими до 0 в порівнянні з наступними і не зможуть додати великої цінності процесу навчання. Тут обрано вікно розміром в 10.

Вибираючи розмір вікна, приділено увагу тому, щоб він був не надто малим, оскільки, виконуючи нормалізацію вікон, він може ввести похибку в самому кінці кожного вікна, оскільки кожне вікно нормалізується незалежно.

В роботі моделі прогнозування були застосовані механізми усереднення. Механізми усереднення дозволяють передбачити (часто на крок вперед), представляючи майбутню ціну на електричну енергію як середню від раніше спостережуваних цін. Якщо це зробити не один раз, це може призвести до дуже поганих результатів. В рамках даної дисертаційної роботи застосовано дві техніки усереднення нижче: стандартне усереднення та експоненціальне ковзаюче середнє. Модель оцінює доцільність використання кожного з них та ефективність впливу їх на точність прогнозування кількісно (середня

квадратична помилка) та визначає, наскільки можуть покращитись результати, якщо застосовувати якийсь із них.

Середня квадратична помилка (MSE) обчислена, взявши помилку квадрата між справжнім значенням на один крок вперед та передбачуваним значенням і усереднюючи його над усіма прогнозами.

$$x_{t+1} = 1/N \sum_{i=t-N}^t x_i. \quad (3.1)$$

Щодо реалізації самої нейронної сітки, то модель, що реалізується, має 5 базових компонент:

- стан комірки (c_t) – являє собою внутрішню пам'ять комірки, яка зберігає як короткочасну пам'ять, так і довгострокову пам'ять;
- прихований стан (h_t) – це вихідна інформація про стан, обчислена використовуючи поточний вхід, попередній прихований стан та поточний вхід комірки, який використовується для прогнозування майбутніх цін на ринку електричної енергії. Крім того, прихований стан може вирішити лише відновити коротко- чи довгострокову або обидва типи пам'яті, що зберігаються в стані комірки, щоб зробити наступне передбачення;
- вхідний гейт (i_t) – визначає, скільки інформації з поточного входу надходить у стан комірки;
- забуваючий гейт (f_t) – визначає те, скільки інформації з поточного вводу та попереднього стану комірки перетікає у поточний стан комірки;
- вихідний гейт (o_t) – визначає, скільки інформації з поточного стану комірки перетікає у прихований стан, так що при необхідності LSTM може вибирати лише дані з довгострокової пам'яті або дані з короткострокової та довгострокової.

Комірка моделі прогнозування з використанням LSTM, що розробляється в рамках даної дисертаційної роботи, набуває вигляду як показано на рис. 3.4.

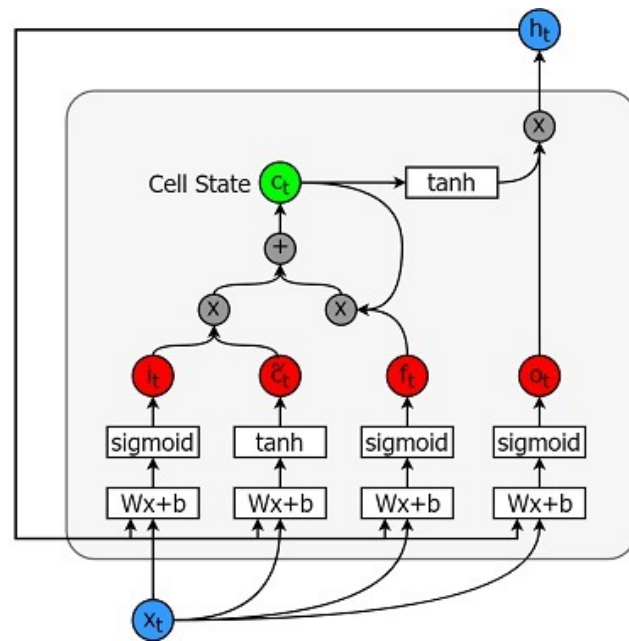


Рисунок 3.4. Комірка LSTM

Також в рамках даної моделі визначається кілька гіперпараметрів.

D – розмірність вводу. Приймається попередня ціна на електричну енергію як вхідна і прогнозується наступна.

В даній моделі також є кількість реєстрацій – це гіперпараметр, пов'язаний із зворотним розповсюдженням через час (BPTT), який використовується для оптимізації моделі LSTM. Це позначає, скільки безперервних етапів часу враховується для одного кроку оптимізації. Тобто, замість того, щоб оптимізувати модель, дивлячись на один крок часу, оптимізується сітка, дивлячись на часові кроки `num_unrollings`. Чим більше таких кроків, тим краще.

В результаті отримується `batch_size`. Розмір партії – це кількість зразків даних, які враховуються за один крок часу.

Далі визначається `num_nodes`, що представляє кількість прихованих нейронів у кожній комірці.

Далі визначаються заповнювачі для навчальних матеріалів та міток. Це нескладний етап, та не займає багато часу та ресурсів для обробки, оскільки є список порцій вхідних даних, де кожен заповнювач містить одну групу даних, на базі яких відбувається тренування нейронної сітки як показано на рис. 3.5.

А в списку є заповнювачі `num_unrollings`, які будуть використані відразу для одного кроку оптимізації.

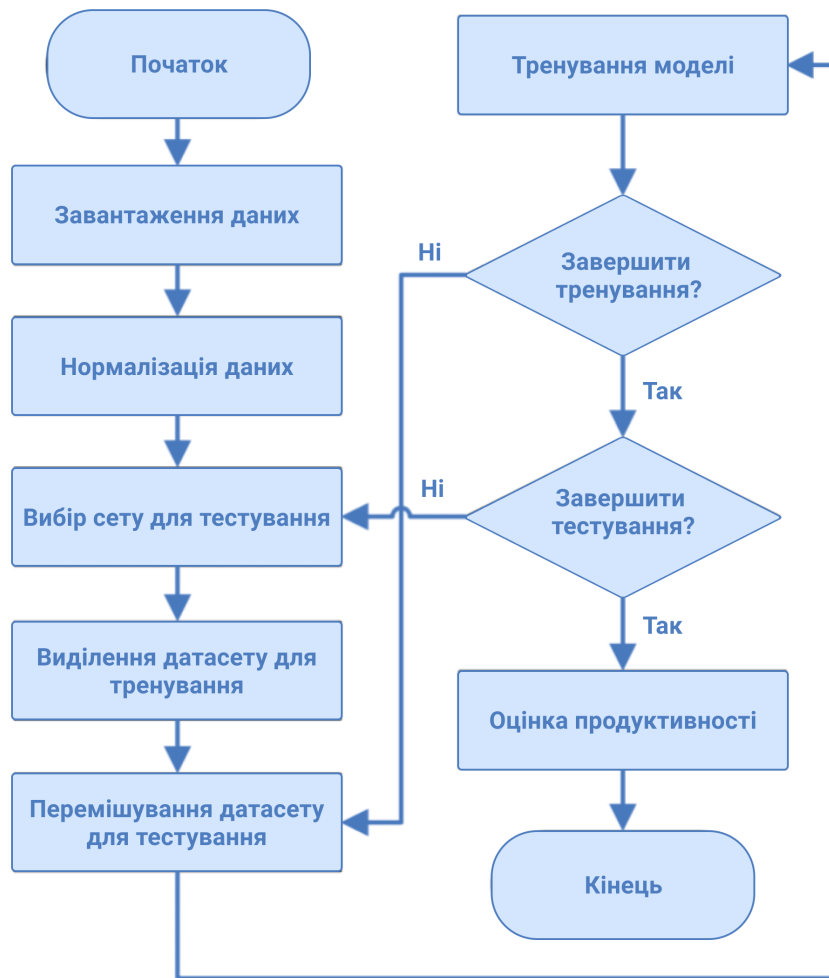


Рисунок 3.5. Алгоритм роботи тренування нейронної сітки

Отже, маємо три шари LSTM, які приймають вихід останньої комірки довготривалої пам'яті і виводять прогноз для наступного кроку часу. Використовується `MultiRNNCell` в TensorFlow, щоб капсулювати три створені `LSTMCell` об'єкти відповідно до кожного шару. Крім того, в ході роботи сітки можуть бути створені комірки LSTM, які не пройшли фільтрацію, оскільки вони покращують продуктивність та зменшують перевитрати.

Наступним кроком є подача даних для прогнозу як показано на рис. 3.6. На етапі обчислення виводу LSTM та передачі його до шару регресії (щоб отримати фінальні результати прогнозу), спочатку створюються змінні TensorFlow (`c` і `h`), які будуть містити стан комірки та прихований стан комірки

довготривалої пам'яті. Потім перетворюється список `train_inputs` у форму `[num_unrollings, batch_size, D]`, це потрібно для обчислення результатів за допомогою функції `tf.nn.dynamic_rnn`. Потім обчислюються виходи LSTM за допомогою функції `tf.nn.dynamic_rnn` і розділяється результат назад на список тензорів `num_unrolling`, втрати між прогнозами та справжніми цінами на електричну енергію.

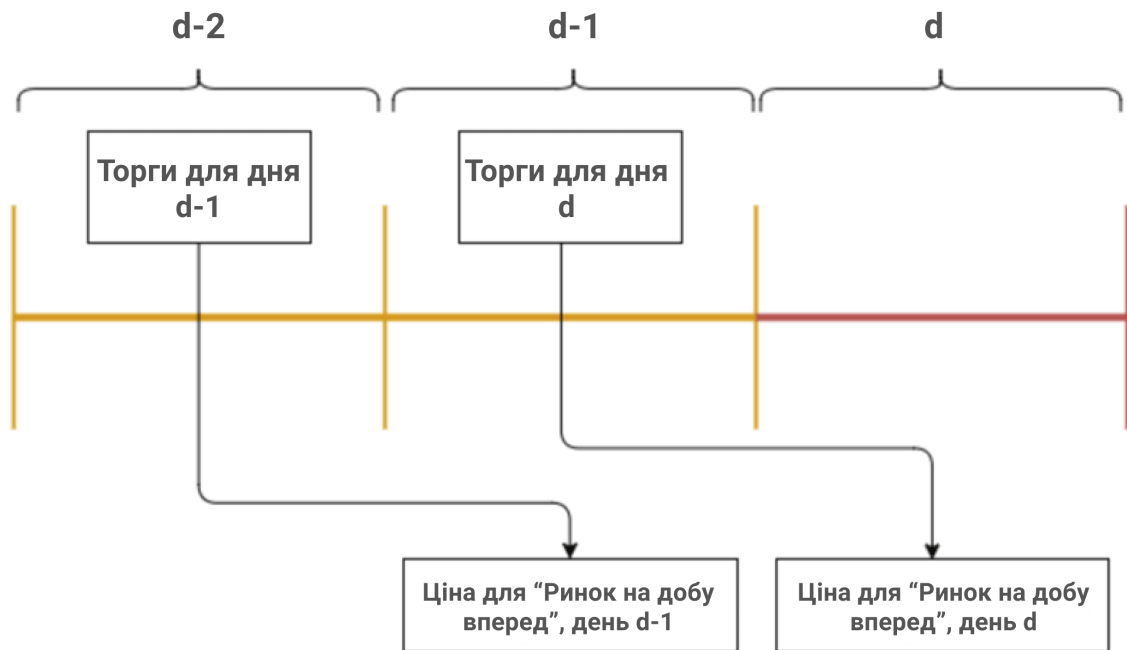


Рисунок 3.6. Схема подачі даних для прогнозу

Далі, відбувається підрахунок втрат. Однак слід зазначити, що при розрахунку втрат існує унікальна характеристика. Для кожної партії прогнозів та справжніх результатів обчислюється середньоквадратична помилка. Та підсумовуються (не середній показник) усі ці середні втрати в квадраті разом. Врешті, визначається оптимізатор, який буде використовуватися для оптимізації нейронної сітки.

Далі визначаються прогнозовані операції TensorFlow. Спочатку визначається заповнювач місця для подачі на вхід (`sample_inputs`), потім аналогічно етапу тренування, визначаються змінні стану для прогнозування (`sample_c` та `sample_h`). Нарешті, обчислюється прогноз за допомогою функції `tf.nn.dynamic_rnn`, а потім відправляється висновок через третій шар (`w` і `b`).

Важливо також визначити операцію `reset_sample_state`, яка скидає стан комірки та прихований стан.

3.3. Експериментальні результати роботи нейронної сітки

В результаті розробки моделі прогнозування стану суб'єктів складної організаційно-технічної системи використовувались дані, які представляють собою упорядкований набір вузлових параметрів торгів на ринку електричної енергії, зібраних за останні місяці з початку функціонування нового ринку електроенергії.

Так як новий ринок електричної енергії запрацював лише з липня 2019 року, фактор сезонності (який є надзвичайно важливим в формуванні та прогнозуванні тарифів) встановити не вдасться. Проте, навчання моделі прогнозування може бути здійснене на основі двох літніх та двох осінніх місяців (з липня по жовтень 2019 року). До прикладу, маючи дані про ціни на електричну енергію за липень, серпень, та вересень 2019 року будемо прогнозувати ціни на жовтень. Такий набір вхідних даних обраний через те, що ціни на тарифи в листопаді 2019 року, хоча і доступні на даний момент, мають великий вплив погодних умов, адже температура повітря в цей місяць є суттєво іншої, аніж в минулі місяці.

Так, на рис. 3.7-3.10 зображено базові, середньозважені, верхні та нижні пікові ціни на електричну енергію за кожен день жовтня 2019-го року. Саме ці дані будуть застосовуватись для порівняння прогнозованих результатів для визначення ефективності роботи алгоритму.

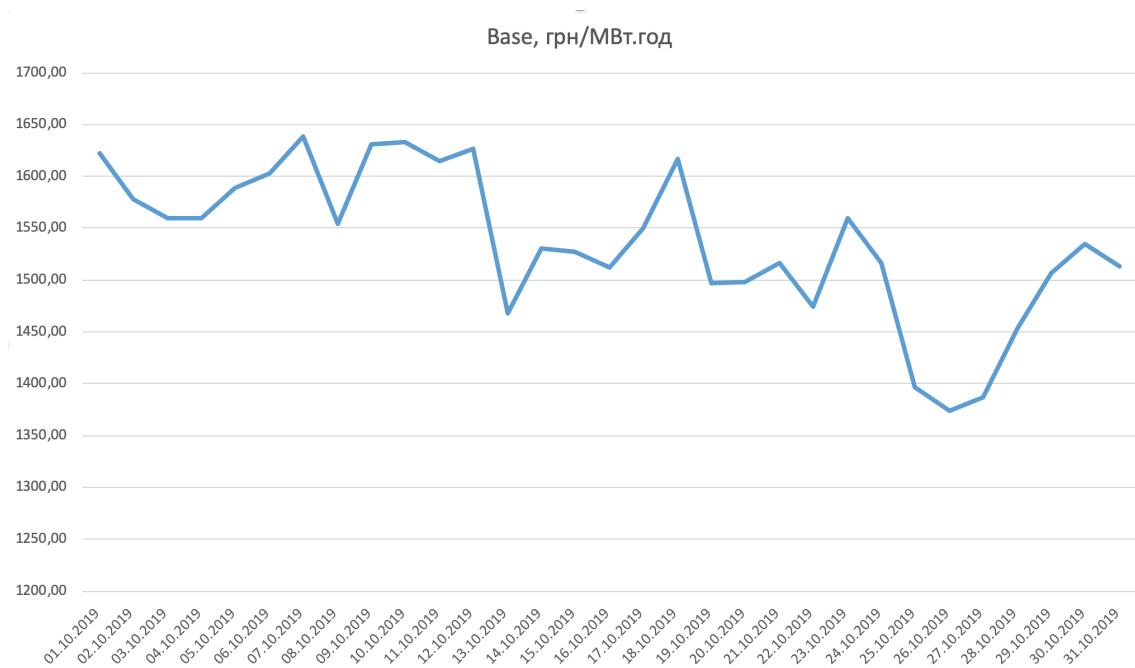


Рисунок 3.7. Графік базової ціни на електричну енергію за жовтень 2019 року згідно з даними сайту «Державне підприємства «Оператор ринку»»



Рисунок 3.8. Графік середньозваженої ціни на електричну енергію за жовтень 2019 року згідно з даними сайту «Державне підприємства «Оператор ринку»»

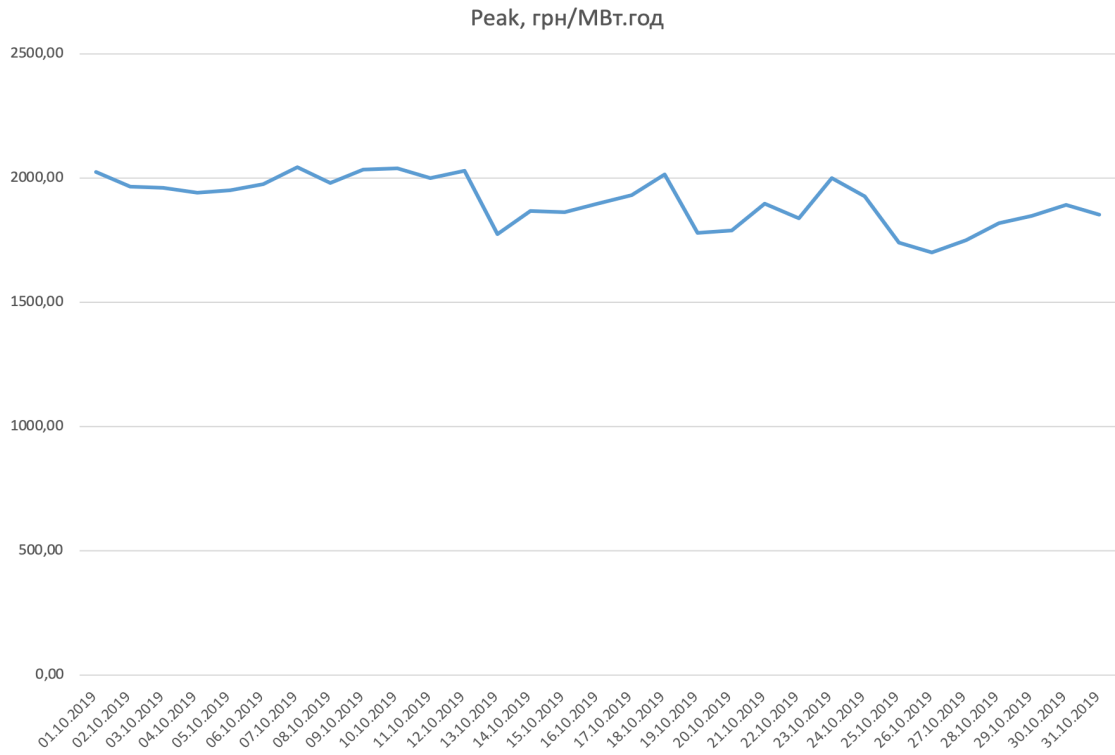


Рисунок 3.9. Графік верхньої пікової ціни на електричну енергію за жовтень 2019 року згідно з даними сайту «Державне підприємства «Оператор ринку»»

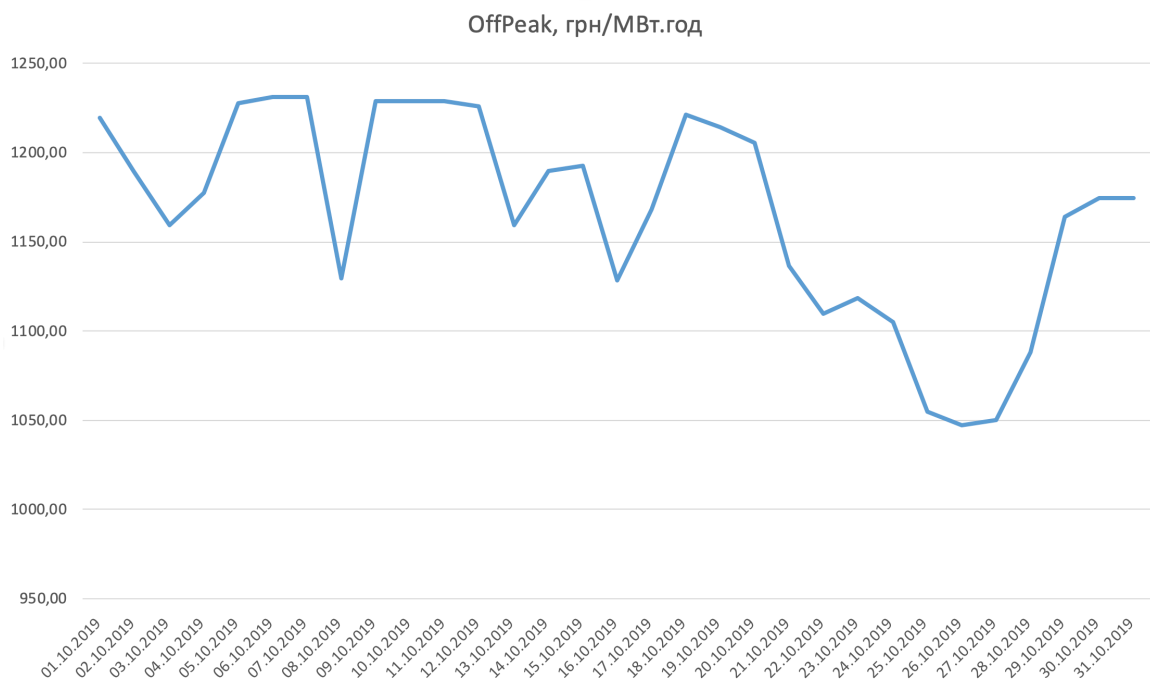


Рисунок 3.10. Графік нижньої пікової ціни на електричну енергію за жовтень 2019 року згідно з даними сайту «Державне підприємства «Оператор ринку»»

Розглянемо графік цін за липень-вересень на середньозважені ціни для демонстрації динаміки тарифів, яка буде врахована в процесі прогнозування на рис. 3.11.

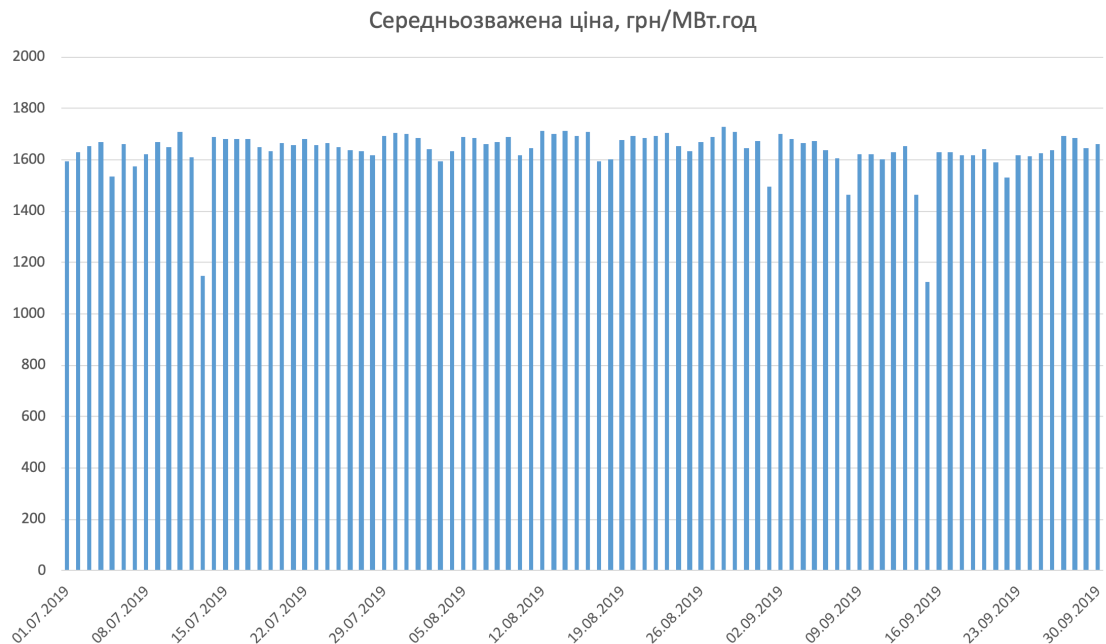


Рисунок 3.11. Гістограма середньозваженої ціни на електричну енергію за липень-вересень 2019 року згідно з даними сайту «Державне підприємства «Оператор ринку»»

Як видно з вище наведеної гістограми розподілення цільової змінної в середині липня та середині вересня були явні тимчасові зниження ціни, що спричинено змінами в ціні на газ, який є важливим фактором в формуванні цін на електроенергію, що продається на ринку на добу наперед.

Побудована кореляційна матриця показала наступні результати: найбільша лінійна кореляція у цільової змінної з ціною в реальному часі, зумовлена ціною на газ. Варто відзначити також не занадто високе значення коефіцієнта кореляції між ціною на добу вперед і ціною в реальному часі як показано на рис. 3.12. Фактичні потреби в електроенергії носять монотонний, але не завжди лінійний характер.

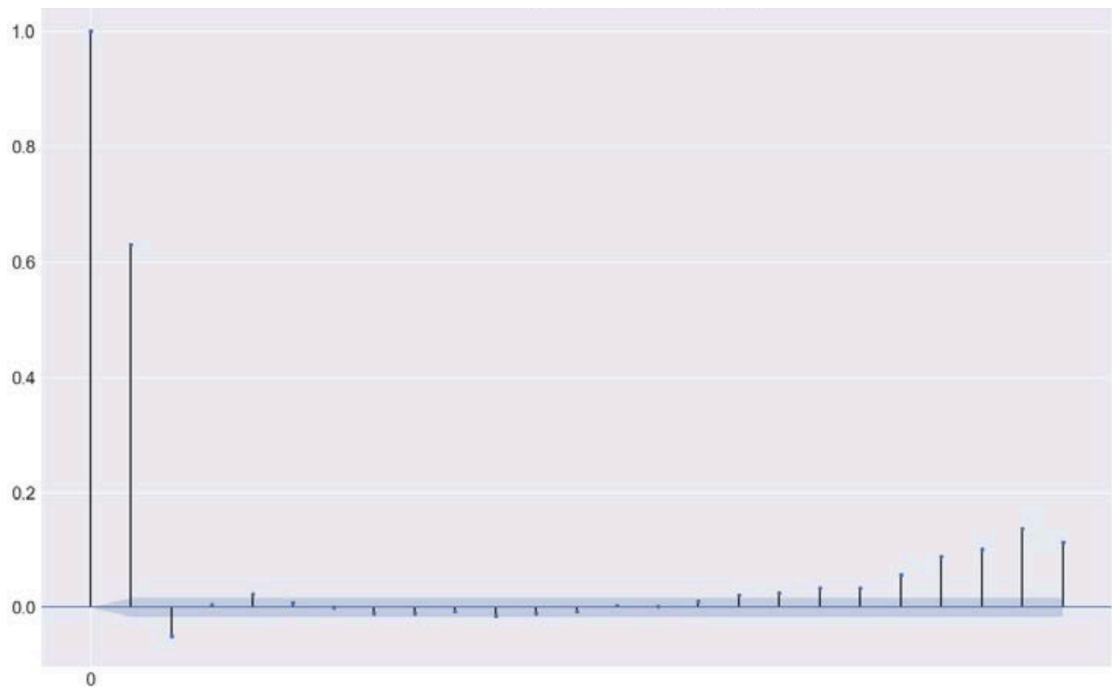


Рисунок 3.12 Часткова кореляційна функція цільової змінної

Цільова змінна має залежність на саму себе, особливо при лагу рівному 1, лаги близькі до 24 теж істотні. Дана особливість може бути пояснена суворою залежністю генерації від споживання, відносною постійністю гравців, неможливістю багатьох генеруючих підприємств різко змінювати обсяги генерування і одномоментною подачею заявок на весь денний проміжок.

Нормальність розподілення залишків не підтверджується як показано на рис. 3.13.

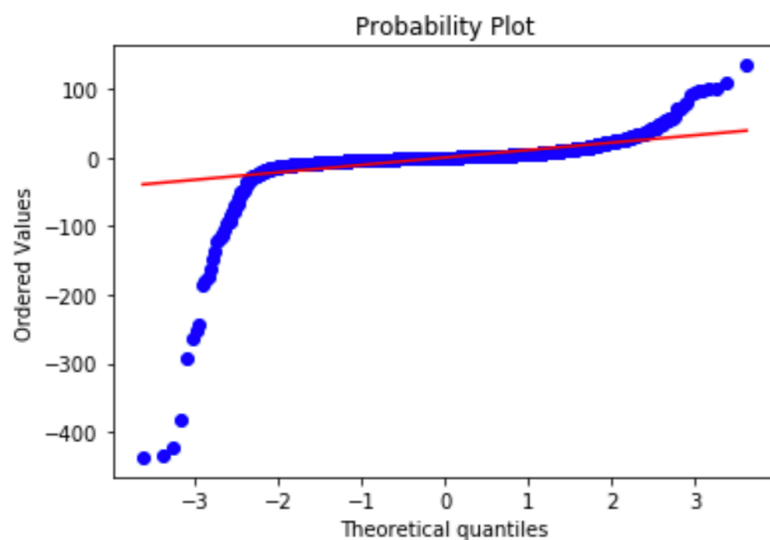


Рисунок 3.13. Візуальна перевірка на нормальність залишків моделі

По горизонтальній осі нормоване значення статистики, по вертикальній осі квантиль розподілу. Червоним показано теоретичний нормальний розподіл, синім – фактичне значення. Ця перевірка ще раз підтверджує необхідність використання в прогнозі методів, відмінних від лінійної регресії.

Отож, проведено прогнозування цін з використанням звичайної лінійної регресії та розробленої моделі прогнозування. На прикладі цих двох способів прогнозування продемонструємо критерії та процес оцінки якості роботи моделі прогнозування для порівняння моделей.

Отримані результати прогнозування наведені нижче в табл. 3.2.

Таблиця 3.2

Залежність похибки від вхідних даних

Доба постачання	Середньо- зважена ціна, грн/ МВт.год	Прогнозо- вана ціна, грн/ МВт.год	Середня похибка	Абсолютна похибка	Відносна похибка
01.10.2019	1627,78	1598,23	29,55	75,01	0,046935592
02.10.2019	1596,43	1579,21	17,22	55,99	0,035456887
03.10.2019	1573,41	1528,52	44,89	5,30	0,003469939
04.10.2019	1577,47	1526,27	51,20	3,05	0,002000872
05.10.2019	1605,51	1535,73	69,78	12,51	0,008148484
06.10.2019	1600,44	1603,34	-2,90	80,12	0,049973101
07.10.2019	1654,03	1620,82	33,21	97,60	0,060218822
08.10.2019	1546,16	1589,04	-42,88	65,82	0,041423672
09.10.2019	1628,48	1600,48	28,00	77,26	0,048275437
10.10.2019	1626,28	1612,28	14,00	89,06	0,055240945
11.10.2019	1617,43	1645,08	-27,65	121,86	0,074077778
12.10.2019	1612,80	1634,02	-21,22	110,80	0,067810597
13.10.2019	1445,26	1521,67	-76,41	1,55	0,001016074
14.10.2019	1524,01	1322,01	202,00	201,21	0,152197131

Завершення табл. 3.2

15.10.2019	1518,88	1313,95	204,93	209,27	0,15926491
16.10.2019	1503,97	1232,12	271,85	291,10	0,236256314
17.10.2019	1530,39	1598,24	-67,85	75,02	0,046941555
18.10.2019	1600,99	1676,19	-75,20	152,97	0,091262847
19.10.2019	1485,74	1530,05	-44,31	6,83	0,004466436
20.10.2019	1487,32	1499,43	-12,11	23,79	0,015863447
21.10.2019	1510,87	1501,21	9,66	22,01	0,014658928
22.10.2019	1472,26	1454,86	17,40	68,36	0,046984678
23.10.2019	1538,19	1487,90	50,29	35,32	0,023735553
24.10.2019	1504,48	1536,22	-31,74	13,00	0,008464849
25.10.2019	1383,72	1419,03	-35,31	104,19	0,073420667
26.10.2019	1357,88	1389,84	-31,96	133,38	0,095965096
27.10.2019	1396,37	1381,81	14,56	141,41	0,102333989
28.10.2019	1489,27	1512,91	-23,64	10,31	0,006812123
29.10.2019	1534,50	1583,50	-49,00	60,28	0,038070016
30.10.2019	1561,94	1612,62	-50,68	89,40	0,055440135
31.10.2019	1541,84	1573,12	-31,28	49,90	0,031722863

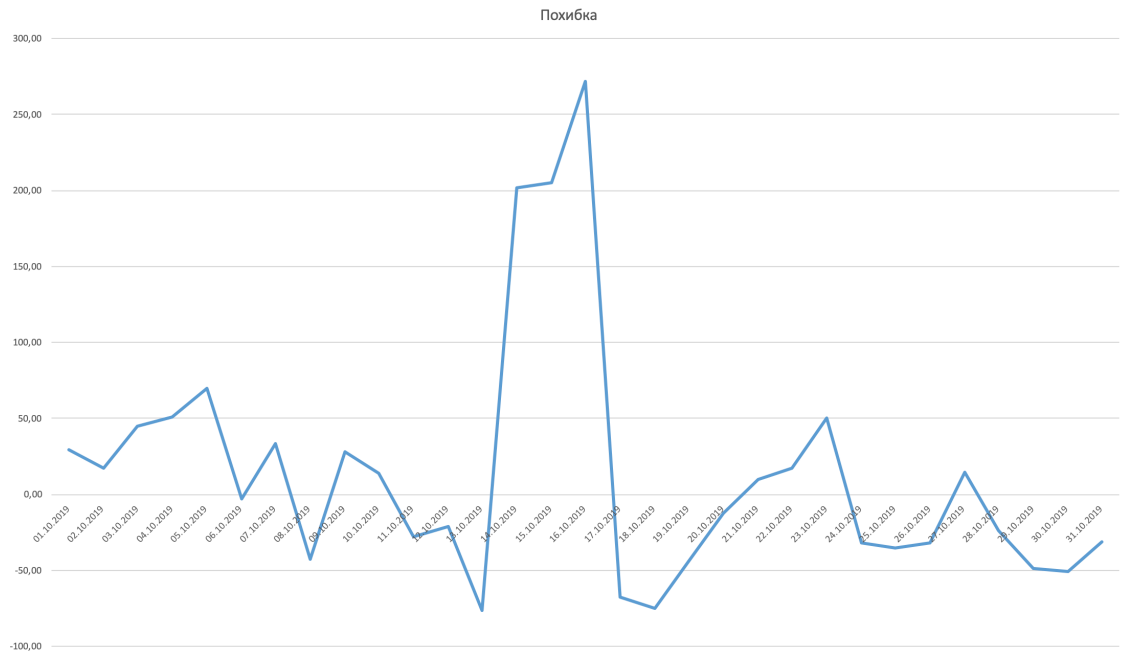


Рисунок 3.14. Розподілення похибки

З табл. 3.2 і рис. 3.14 залежності помилки від дати легко помітити, що помилка має нерівномірний розподіл по днях. Найбільшу складність для прогнозування представляє середина місяця, так як вхідні дані мали специфіку зміни ціни на електроенергію для аналогічного періоду.

Розроблена модель показала кращі результати, ніж традиційний метод лінійної регресії. Результати порівняння наведені на рис. 3.15.

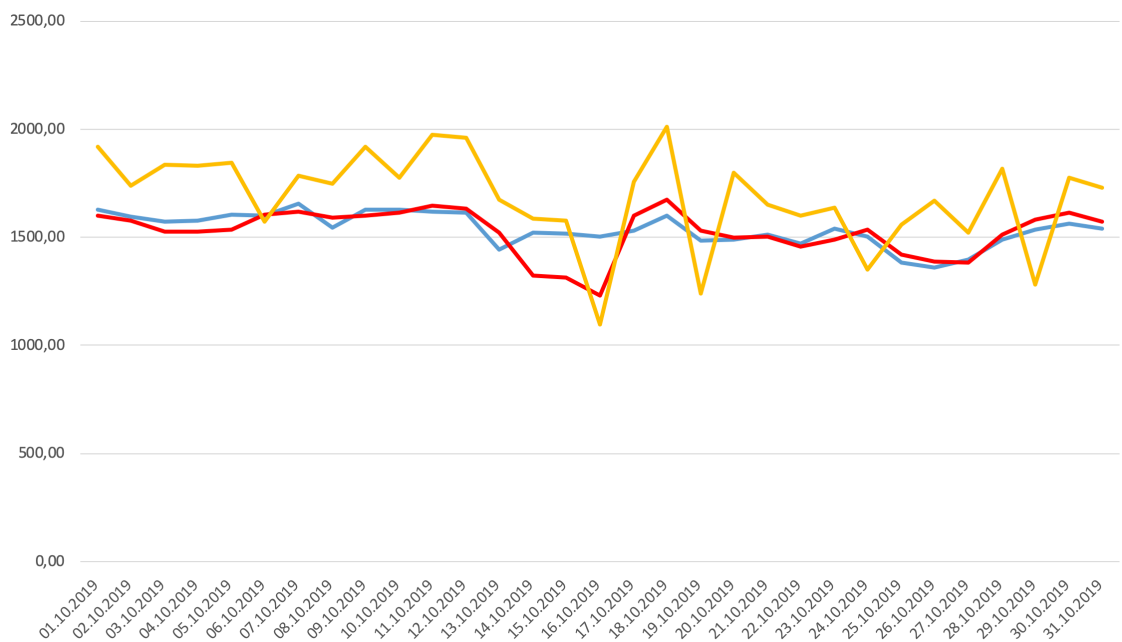


Рисунок 3.15. Порівняльна точність моделей прогнозування

На наведеному вище графіку по осі Y розташовані цінові значення одиниці енергії МВт / год згідно з даними сайту «ДП «Оператор ринку»», що торгуються на ринку на добу вперед, а по осі X – дні спостережень. Синім кольором позначено фактичне значення ціни на ринку, помаранчевим і червоним – модель лінійної регресії і розроблена модель відповідно, як продемонстровано.

Для достовірного порівняння точності апроксимацій лінійної регресії і розробленої моделі (відповідно до графіка вище) взята MAE – середня абсолютна помилка.

З графіка видно, що наш алгоритм дозволяє апроксимувати криву фактичних значень точніше, ніж виходить в результаті роботи моделі лінійної регресії.

У табл. 3.3 наведено помилки прогнозу моделі лінійної регресії і розробленої нами моделі. Видно, що процентна помилка прогнозу приблизно в два рази менше.

Таблиця 3.3

Рівень похибки

Модель	MSE	MAE	MAPE	AMAPE
Лінійна регресія	693,52 грн/ МВт.год	72,88 грн/ МВт.год	16,5%	15,3%
Розроблена модель	325,74 грн/ МВт.год	34,13 грн/ МВт.год	9,6%	8,1%

Висновки до розділу

Отже, в даному розділі описана модель прогнозування стану суб'єктів організаційно-технічної системи в якості прогнозування ціни на електричну енергію на основі методів машинного навчання та інтелектуальних методів прогнозування та аналізу даних. Модель дозволяє в режимі реального часу обробляти великий обсяг числових і параметричних даних для ефективного прогнозування та проведення вибору оптимальної моделі прогнозування.

Ефективність роботи моделі зумовлена комбінованим використанням сучасних методів обробки інформації: нейронних сіток, операціями над композицією алгоритмів, а також якісним алгоритмом її тестування. Проведено аналіз отриманих результатів, які показали, що представлена модель для ринку електроенергії показує кращі результати прогнозу, аніж метод лінійної регресії, а також показано, на базі яких критеріїв буде проводитись вибір моделі прогнозування на прикладі методу лінійної регресії. Встановлено, що розроблена модель здатна отримувати правильне рішення при наявності неповних і перекручених даних, їх великий обсяг, вона стійка до перешкод і легко налаштовується на нові дані і параметри для прогнозу.

РОЗДІЛ 4. РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ

4.1. Опис ідеї проекту

Ідея проекту полягає у створенні системи нейросіткового моделювання вибору моделей прогнозування стану суб'єктів складних ОТС. Призначення системи – обробка вхідної інформації, побудова моделі прогнозування, оцінка якості її роботи та коригування в залежності від рівня похибки.

Таблиця 4.1

Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Система нейросіткового моделювання вибору моделей прогнозування стану суб'єктів складних ОТС	Управління бізнес-процесами на програмно-технічному середовищі	Максимальне спрощення та автоматизація процесу прогнозування
	Надання функціоналу прогнозування певних параметрів роботи ОТС	Можливість проводити якісне формування тарифу

На ринку існують аналоги подібних систем, але більшість з них налягаються з неспецифічним функціоналом, та направлені на абстрактні моделі великих підприємств. Ці аналоги в основному дорогі, вимагають довгостроково навчання персоналу або платне обслуговування та допрацювання для інтеграції в програмно-технічне середовище потрібного підприємства або фінансово-економічної системи. До того ж розроблена система універсальна та може бути пристосована до різних організаційно-технічних систем.

Тому доцільно проводити аналіз потенційних техніко-економічних переваг ідеї порівняно з пропозиціями конкурентів. Результат аналізу у табл. 4.2 та 4.3.

Таблиця 4.2

Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№ п/п	Техніко-економічні характеристики ідеї
1	Обробка вхідних даних
2	Побудова моделі прогнозування
3	Аналіз отриманих результатів прогнозування
4	Модуль вибору моделі

Таблиця 4.3

Головні конкуренти

(потенційні) товари/концепції конкурентів		W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
Проект	Конкурент 1			
Система нейросіткового моделювання вибору моделей прогнозування стану суб'єктів складних ОТС	Система прогнозування тарифів	Наявність подібних систем	Управління через веб-інтерфейс	Головні конкуренти мають менш адаптивні системи
		Відсутність стартової навчальної вибірки		Використання гнучких алгоритмів

Ідея проекту є актуальною, можна виділити вагомі переваги для споживачів системи. Перелічені техніко-економічні характеристика, слабкі, нейтральні та сильні сторони дають підставу вважати, що проект може мати успіх.

4.2. Технологічний аудит ідеї проекту

Для проведення технічного аудиту ідеї проекту, потрібно провести аудит технологій, за допомогою яких можна реалізувати ідею проекту. І для початку потрібно визначити можливість технологічної здійсненності проекту. Результат представлений у табл. 4.4.

Таблиця 4.4

Технологічна здійсненність ідеї проекту

№ п/п	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Система нейросіткового моделювання вибору моделей прогнозування стану суб'єктів складних ОТС	Технологія розробки веб системи, з використанням гнучких алгоритмів, нейронних сіток	Технологія наявна	Технологія доступна

Технологічна реалізація проекту можлива.

Обрана технологія доступна, не потребує доробки, а також безкоштовна та надає усі необхідні можливості для реалізації поставленої задачі. Для розробки з використанням даної технології необхідно мати персональний комп'ютер для можливості встановлення робочого середовища.

4.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

4.3.1. Аналіз попиту на ринку

Визначення ринкових можливостей, які можна використати під час ринкового впровадження проекту, та ринкових загроз, які можуть перешкодити реалізації проекту, дозволяє спланувати напрями розвитку проекту із урахуванням стану ринкового середовища, потреб потенційних

клієнтів та пропозицій проектів-конкурентів. Для цього спочатку проводиться аналіз попиту.

Таблиця 4.5

Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	Автори алгоритмів, технічна підтримка, розробники, користувачі
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	900 тис.грн.
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Наявність конкурентів
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Система повинна відповідати вимогам, які диктують користувачі.
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	18%

Проект є привабливим для входу на ринок.

Надалі визначаються потенційні групи клієнтів, їх характеристики, та формується орієнтовний перелік вимог до товару для кожної групи (табл. 4.5). Після визначення потенційних груп клієнтів проводиться аналіз ринкового середовища: складаються таблиці факторів, що сприяють ринковому впровадженню проекту, та факторів, що йому перешкоджають.

Результати представлені у табл. 4.6 та 4.7 відповідно.

Після аналізу конкуренції проводиться більш детальний аналіз умов конкуренції в галузі (табл. 4.8) – за моделлю п'яти сил М. Портера, яка вирізняє п'ять основних факторів, що впливають на привабливість вибору ринку з огляду на характер конкуренції:

- конкурент, що вже є у галузі;
- потенційні конкуренти;
- наявність товарів-замінників;
- постачальники, що конкурують за ринкову владу;
- споживачі, які конкурують за ринкову владу.

4.3.2. Визначення груп потенційних клієнтів

Таблиця 4.6

Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1		Малі підприємства	Малі підприємства націлені на автоматизацію бізнес процесів, спрощення роботи без витрат на персонал	Прийнятна цінова політика
2	Потреба в прогнозуванні станів суб'єктів ОТС	Середні підприємства	Середні підприємства націлені на автоматизацію бізнес процесів, розширення функціоналу	Більша ефективність

Завершення табл. 4.6

3	Потреба в прогнозуванні ціни на електроенергію	Великі підприємства	Великі підприємства націлені на автоматизацію бізнес процесів, зменшення витрат на обслуговування та виробництво.	Адаптивність системи до різних типів підприємств
---	--	---------------------	---	--

Визначена характеристика дозволяє зробити висновок, що проект знайде свого покупця, а за рахунок подальшого масштабування та адаптації проект може стати універсальним рішенням.

4.3.3. Аналіз ринкового середовища

Таблиця 4.7

Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Недостатня розвиненість інвестиційної діяльності у країні	Коштів може бути не достатньо для реалізації задуманої ідеї	Пошук компаній, які готові бути партнерами, волонтерів, вітчизняних розробників. Реклама партнерської продукції
2	Зростання вимог споживачі	З впровадженням системи вимоги до неї можуть змінюватись	Реалізація оновлень до систем

Таблиця 4.8

Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Зацікавленість інвесторів	Інвестори можуть бути зацікавлені у нестандартному підході реалізації та вирішенні проблеми	Зацікавленість інвесторів може допомогти залучити експертів для розробки ефективного і надійного ПЗ
2	Новизна ідеї	Незвичайна ідея може залучити нових партнерів	Налагодження зв'язків, залучення нових партнерів
3	Нові проекти	На базі запропонованої ідеї можна розробити додаткові програмні системи для інших ОТС	Активна роль у розвитку нових гілок справи, які можуть збільшити прибуток

Стартап-проект можна впроваджувати на ринок.

Надалі проводиться аналіз пропозиції – визначаються загальні риси конкуренції на ринку (табл. 4.9): визначаються тип можливої майбутньої конкуренції та її інтенсивність, рівень конкурентоспроможності за рівнем конкурентної боротьби, видами товарів і галузевою ознакою.

4.3.4. Аналіз пропозиції

Таблиця 4.9

Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика
1. Вказати тип конкуренції - монополія/олігополія/ монополістична/чиста	Монополістична
2. За рівнем конкурентної боротьби - локальний/національний/...	Національний
3. За галузевою ознакою - міжгалузева/ внутрішньогалузева	Внутрішньогалузева
4. Конкуренція за видами товарів: - товарно-родова - товарно-видова	Товарно-родова
5. За характером конкурентних переваг - цінова / нецінова	Нецінова
6. За інтенсивністю - марочна/не марочна	Немарочна

Конкуренція для реалізації проекту на ринку прийнятна, що робить умови продовження розробки проекту сприятливими.

Отже, розглянемо умови конкуренції.

4.3.5. Аналіз умов конкуренції в галузі 5 сил М. Портера

Таблиця 4.10

Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
	Аналогічні системи на ринку	Нові системи на ринку	Розробники бібліотек, фреймворків та алгоритмів, які можна використовувати у розробках	Можливість гнучкого впровадження системи	Аналогічні системи
Висновки	Так як розроблена система має суттєві функціональні переваги, то інтенсивність щодо боротьби припустима	Враховуючи, що при впровадженні таких систем не має стартових пропозицій, то бар'єр для входу на ринок прийнятний	Постачальники не диктують умови на ринку, а лише надають інструмент для реалізації	Головними умовами є вирішення поставленої задачі. Клієнти диктують умови на ринку	Обмеження на ринку з боку товарів-замінників – мінімальна

Висновок: проект може бути впроваджений на ринку з огляду на

конкурентну ситуацію.

4.3.6. Перелік факторів конкурентоспроможності

- Гнучкість використання: система може бути адаптована на нові вимоги ринку та інші ОТС;
- Продуктивність: запропонована система використовує фреймворки, що підвищують ефективність роботи ПЗ;
- Новизна – запропонована система описує складові економічної системи як суб'єкти ОТС.

Зазначені фактори надають проекту можливість виходу на ринок, так попиту споживачів.

4.3.7. Аналіз сильних та слабких сторін стартап-проекту

Таблиця 4.11

Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін «назва проекту»

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали	Прямі конкуренти	ОТС
1	Гнучкість використання	1-20	5	15
2	Продуктивність	1-20	15	18
3	Новизна	1-20	10	30
			30	63

Інтелектуальна система автоматизованого складу вище завдяки ціновому фактору та новизні запропонованого рішення.

4.3.8. SWOT-аналіз

Фінальним етапом ринкового аналізу можливостей впровадження проекту є складання SWOT-аналізу (Strength, Weak, Opportunities, Troubles)

(табл. 4.12) на основі виділених ринкових загроз та можливостей, та сильних і слабких сторін.

Таблиця 4.12

SWOT-аналіз стартап-проекту

Сильні сторони стартап-проекту	Слабкі сторони стартап-проекту
Маркетинг	
Налагодження партнерських зв'язків, просування продукту на вітчизняному ринку	Недостатній імідж на ринку
Розробка	
Застосування новітніх технологій при розробці	Складність гнучких алгоритмів
Персонал	
Ефективна кадрова політика, професійність та кваліфікованість кадрів, залучення українських розробників та міжнародних експертів	Відсутність достатнього досвіду
Дослідження та розробки	
Постійне оновлення продукції, дослідження направлені на покращення якості системи	Можливі додаткові витрати на навчання персоналу при розробках
Фінанси	
Основна сума статутного капіталу формується за рахунок власних фінансових ресурсів учасників, вкладень інвесторів, замовників	Можливі додаткові фінансові витрати при зміні конфігурацій, оснащення та купівлі обладнання

Завершення табл. 4.12

Можливості	Загрози
Прихильність до впровадження нових технологій на ринок	Зміна політики непрямих конкурентів
Розширення функціоналу системи	Нестабільна політична та економічна ситуація
Послаблення позицій конкурентів	Наявність прямих конкурентів
Використання новітніх світових технологій та засобів розробки	Технологічна невідповідність
Залучення висококваліфікованого персоналу	Не прийняття новизни та запропонованого рішення проекту
Задоволення запитів споживача: час вибору пропозиції, швидкість пошуку, якість оцінки пропозиції	
Збільшення прихильності клієнтів, за рахунок налагодженню партнерських зв'язків	

Проведений SWOT-аналіз показав, що стартап-проект доцільно реалізовувати.

На основі SWOT-аналізу розробляються альтернативи ринкової поведінки (перелік заходів) для виведення стартап-проекту на ринок та орієнтовний оптимальний час їх ринкової реалізації з огляду на потенційні проекти конкурентів, що можуть бути виведені на ринок. Визначені альтернативи аналізуються з точки зору строків та ймовірності отримання ресурсів.

4.3.9. Альтернативи ринкової поведінки

Таблиця 4.13

Альтернативи ринкової поведінки

Альтернатива ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
Запровадження у систему нових технологій кластеризації, класифікації, фільтрації та нових гнучких алгоритмів	Розширення клієнтської бази	Від 6 до 12 місяців
Використання висококваліфікованого персоналу	Підвищення якості продукту та швидкість розробки	Від 2 місяців до 6
Формування позитивного іміджу при задоволенні зростаючого попиту	Розширення клієнтської бази	Від 2 місяців до 6
Орієнтація на різні вподобання користувачів, їх вподобання щодо ідеального житла	Розширення клієнтської бази	Від 6 до 9 місяців
Вихід на нові ринки	Пошук інвесторів Розширення клієнтської бази	Від 1 до 4 місяців

4.4. Розроблення ринкової стратегії

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: опис цільових груп потенційних споживачів, які визначені у табл. 4.14.

Таблиця 4.14

Вибір цільових груп потенційних споживачів

Опис цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в сегменті	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
Орендарі	Потребують	Попит є	Присутня	Помірно
Продавці	Потребують	Попит є, проте нижчий ніж у орендарів	Присутня	Помірно
Орендарі	Потребують	Попит є	Присутня	Помірно
Покупці	Потребують	Попит є, проте нижчий ніж у орендарів	Присутня	Помірно

Які цільові групи обрано: оскільки різниця між цільовими групами зовсім незначна, а також враховуючи той факт, що компанія має бажання почати продажі (а відповідно і отримання прибутку) якомога швидше, то доцільно враховувати усі цільові групи, тобто використовувати масовий маркетинг, пропонуючи стандартизовану програму.

За результатами аналізу потенційних груп споживачів (сегментів) автори ідеї обирають цільові групи, для яких вони пропонуватимуть свій товар, та визначають стратегію охоплення ринку.

Для роботи в обраних сегментах ринку необхідно сформувати базову стратегію розвитку, яка визначається у табл. 4.15. Вибір стратегії конкурентної поведінки визначається у табл. 4.16.

Таблиця 4.15

Визначення базової стратегії розвитку

Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
Вихід на нові ринки	Стратегія спеціалізації	Надання товару із варіативністю локалізації	Стратегія диференціації
Розширення клієнтоорієнтованого функціоналу	Стратегія диференціації (допускається стратегія спеціалізації)	Надання товару відмінних якостей, які роблять систему особливою на фоні аналогічних розробок	Стратегія диференціації (допускається стратегія спеціалізації)

Таблиця 4.16

Визначення базової конкурентної поведінки

Чи є проект «першопроходцем» на ринку	Ні
Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Обидва варіанти
Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Так
Стратегія конкурентної поведінки	Стратегія виклику лідера

На основі вимог споживачів з обраних сегментів до постачальника (стартап-компанії) та до продукту, а також в залежності від обраної базової стратегії розвитку та стратегії конкурентної поведінки розробляється стратегія позиціонування, що полягає у формуванні ринкової позиції (комплексу асоціацій), за яким споживачі мають ідентифікувати торгівельну марку або проект.

Таблиця 4.17

Визначення стратегії позиціонування

Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту
Доступна ціна, простота і зручність використання, універсальність	Стратегія диференціації	Вирішення важливих поставлених задач швидко, легко та зрозуміло навіть без інструкцій. Легкість і простота у використанні. Доступність через ціну та технічні характеристики	– стандарти якості – метрики ПЗ – ASQAS - automated system of quality assessment software

Результатом є узгоджена система рішень щодо ринкової поведінки стартап-компанії, яка визначатиме напрями роботи стартап-компанії на ринку. Отже, робота стартап-компанії на ринку повинна бути спланована орієнтовано таким чином: за стратегією диференціації виконаний і буде поширюватись товар відмінний за властивостями від своїх аналогів, дотримуючись у конкурентній поведінці стратегії «виклику лідера», тобто випускається один товар для усіх можливих споживачів.

Надалі розроблена трирівнева маркетингова модель товару: уточнюються ідея продукту, його фізичні складові, особливості процесу його надання.

4.5. Розробка маркетингової програми стартап-проекту

Першим кроком є формування маркетингової концепції товару, який отримає споживач. Для цього у табл. 4.18 підсумовані результати попереднього аналізу конкурентоспроможності товару.

Таблиця 4.18

Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами
Система автоматизованого складу	Аналітичний блок вирішення кількості робіт на складі.	Розрахункові показники, точність та достовірність яких можна оцінювати; простота, кількість вхідних параметрів; самостійність програмної системи.

Таблиця 4.19

Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові
Товар за задумом	Перегляд списку заявок; Перегляд списку робіт; Формування заявок; Перегляд статусу робіт; Створення та редагування облікових записів; Аналітичний блок прогнозування;
Реалізований товар	Реалізовано перегляд списку заявок; Перегляд списку робіт; Формування заявок; Перегляд статусу робіт; Створення та редагування облікових записів.

За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання: від копіювання потенційний товар захистити не складає проблеми. Розроблена математична модель підбору пропозицій, на якій базується програмна система, публікувалась лише у загальних рисах, а без математичної моделі цей ПП лише набір рядків коду. Визначення цінових меж, якими необхідно керуватись при встановленні ціни на потенційний товар, яке передбачає аналіз ціни на товари-аналоги, а також аналіз рівня доходів цільової групи споживачів описано в табл. 4.20.

Таблиця 4.20

Визначення меж встановлення ціни

Рівень цін на товари-аналоги (середнє за місяць)	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни
250000 грн	8000000 грн	260000-300000 грн

Наступним кроком є визначення оптимальної системи збуту, в межах якого приймається рішення (табл. 4.21): проводити збут власними силами або залучати сторонніх посередників, вибір та обґрунтування оптимальної глибини каналу збуту, вибір та обґрунтування виду посередників.

Таблиця 4.21

Формування системи збуту

Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
Бажання отримати більше за менші гроші	Залучення клієнтської бази та продаж	Нульовий рівень: тільки виробник	Вертикальна маркетингова система

Останньою складовою маркетингової програми є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спирається на попередньо обрану основу для позиціонування, визначену специфіку поведінки клієнтів (табл. 4.22).

Таблиця 4.22

Формування системи збуту

Поведінка цільових клієнтів	Канали комунікацій цільових клієнтів	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення
Бажання отримати більше за менші гроші	Будь-які, але бажано з великою кількістю візуального контенту	Низька ціна Широкий вибір функціоналу Легкий і простий у використанні продукт	Донести до користувача суть продукту, його якість, та залучити якомога більше зацікавлених клієнтів

Висновки до розділу

Отже, ринкова (маркетингова) програма орієнтовано має бути побудована таким чином:

- розробка продукту;
- вибір сегменту ринку та пошук клієнтів;
- стратегія розвитку – стратегія розподіленості, тобто формування конкурентоспроможності досягається шляхом надання споживачу товару, якого той потребує. На основі детального вивчення середовища споживання розробляється одна або декілька особливих характеристик власного товару;
- стратегія конкурентної поведінки – стратегія виклику лідера, тобто на споживчому ринку націлюватись на всіх можливих споживачів, у тому числі клієнтів фірм-конкурентів. Така стратегія будується за принципом

«йти слідом» за лідером ринку. За наступні цілі ставиться можливість обійти лідерів цільового сегменту.

Стан та динаміка ринкового середовища на сьогоднішній день і ще багато років є і будуть залишатись сприятливими для впровадження розробленої системи, а також для її необхідності.

Конкурентні переваги створеного продукту очевидні. На вітчизняному ринку аналогів майже не існує, а існуючі – вкрай низької якості. На міжнародному ринку конкуренція наявна та буде рости, якщо не підтримувати та не розвивати свій продукт.

Також, після проведення аналізів можливого цільового сегменту (споживачів), потреб споживачів та можливого попиту, динаміки ринку та рентабельності роботи на ринку, можна однозначно зробити висновок, що створений проект доцільний до комерціалізації.

Перспективи впровадження з огляду на потенційні групи клієнтів, бар'єри входження, стан конкуренції та конкурентоспроможності проекту – прямі, і тільки доводять можливість впровадження, та не марну розробку створеного продукту.

ВИСНОВКИ

В рамках даної дисертаційної роботи проведено аналіз проблеми прогнозування стану суб'єктів складної організаційно-технічної системи, поставлені завдання до реалізації нейросіткового моделювання прогнозування таких станів та поставлені вимоги до рішення. Були виявлені характерні особливості суб'єктів ринку електроенергії як складної ОТС, та, відповідно до них, був проведений вибір методу прогнозування для реалізації поставленої задачі на основі аналізу поведінки суб'єктів ОТС. Такою моделлю для демонстрації підходу до вибору моделей прогнозування була обрана LSTM-сітка з огляду на можливість динамічного донавчання моделі, порівняння числових характеристик результатів якої в подальшому проведено зі звичайною моделлю лінійної регресії.

Виконано ефективне тренування нейронної сітки на основі експериментальних даних з сайту ДП «Оператор ринку», та проведено аналіз та оцінка ефективності розробленої нейронної сітки прогнозування.

Як результат, система показала показники відносно високої якості в 8,1% похибки на обмеженому наборі вхідних даних, що є високим показником якості роботи сітки і є в 2 рази нижчим за похибку роботи моделі лінійної регресії. Явно продемонстровано процес вибору моделі прогнозування на основі результатів роботи та похибок, що були отримані.

Впровадження такої системи вибору моделей прогнозування стану суб'єктів складної ОТС може суттєво підвищити продуктивність та точність фінансово-економічних процесів тарифоутворення на ринку електричної енергії.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Як визначається ціна електроенергії на новому ринку // Е-правда. URL: <https://www.epravda.com.ua/rus/projects/promarket-energo/2019/07/18/649780/> (дата звернення – 12.10.2019).
2. Що таке новий ринок електроенергії // БІЗ-НВ. URL: https://biz.nv.ua/ukr/markets/shcho-take-noviy-rinok-elektroenergiji-i-na-yakiy-termin-yogo-hoche-vidklasti-prezident-zelenskiy-50026534.html?prefer_lang=ukr (дата звернення – 12.10.2019).
3. R. Weron, Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future. *International Journal of Forecasting*. 2014. С. 1030–1081.
4. R. Weron, A. Misiorek, Forecasting spot electricity prices: A comparison of parametric and semiparametric time series models. *International Journal of Forecasting*. 2008. С. 744–763.
5. J. Crespo Cuaresma, J. Hlouskova, S. Kossmeier, M. Obersteiner, Forecasting electricity spot-prices using linear univariate time-series models. *Applied Energy*. 2004. С. 87–106.
6. Z. Yang, L. Ce, L. Lian, Electricity price forecasting by a hybrid model, combining wavelet transform, ARMA and kernel-based extreme learning machine methods. *Applied Energy*. 2017. С. 291–305.
7. F. J. Nogales, J. Contreras, A. J. Conejo, R. Espinola, Forecasting next-day electricity prices by time series models. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2002. С. 342–348.
8. A. Cruz, A. Munoz, J. Zamora, R. Espinola, The effect of wind generation and weekday on Spanish electricity spot price forecasting. *Electric Power Systems Research*. 2011. С. 1924–1935.
9. A. Misiorek, S. Trueck, R. Weron, Point and interval forecasting of spot electricity prices: Linear vs. non-linear time series models. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*. 2006. С. 1–36.

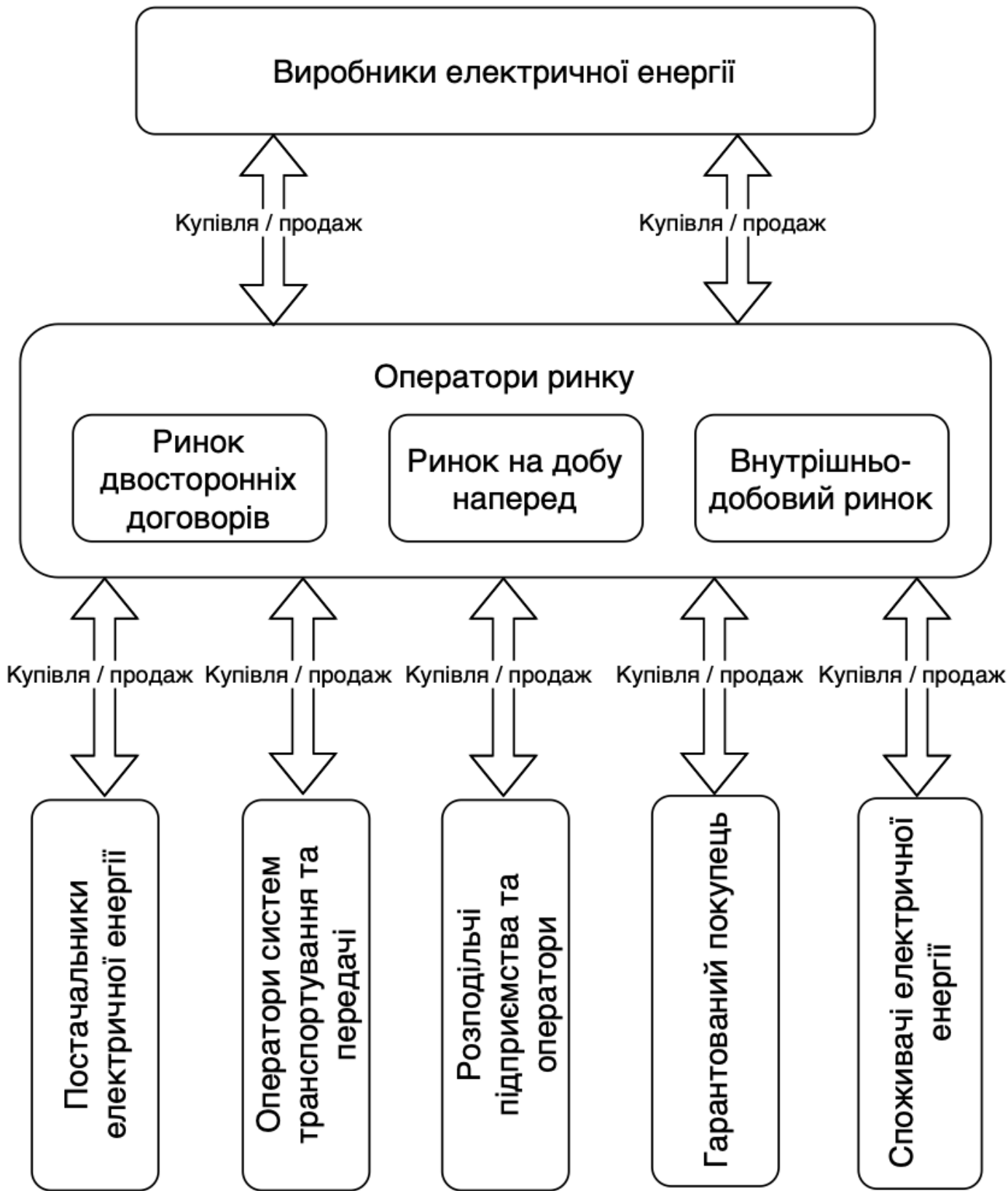
10. A. K. Diongue, D. Guegan, B. Vignal, Forecasting electricity spot market prices with a k-factor GIGARCH process. *Applied Energy*. 2009. C. 505–510.
11. A. Conejo, M. Plazas, R. Espinola, A. Molina, Day-ahead electricity price forecasting using the wavelet transform and ARIMA models. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2005. C. 1035–1042.
12. Z. Tan, J. Zhang, J. Wang, J. Xu, Day-ahead electricity price forecasting using wavelet transform combined with ARIMA and GARCH models. *Applied Energy*. 2010. C. 3606–3610 .
13. N. Amjady, M. Hemmati, Energy price forecasting – problems and proposals for such predictions. *IEEE Power and Energy Magazine*. 2006. C. 20–29.
14. B. Szkuta, L. Sanabria, T. Dillon, Electricity price short-term forecasting using artificial neural networks. *IEEE Transactions on Power Systems*. 1999. C. 851–857.
15. J. P. S. Catalao, S. J. P. S. Mariano, V. M. F. Mendes, L. A. F. M. Ferreira, Short-term electricity prices forecasting in a competitive market: A neural network approach. *Electric Power Systems Research*. 2007. C. 1297–1304.
16. L. Xiao, W. Shao, M. Yu, J. Ma, C. Jin, Research and application of a hybrid wavelet neural network model with the improved cuckoo search algorithm for electrical power system forecasting. *Applied Energy*. 2017. C. 203–222.
17. D. Wang, H. Luo, O. Grunder, Y. Lin, H. Guo, Multi-step ahead electricity price forecasting using a hybrid model based on two-layer decomposition technique and BP neural network optimized by firefly algorithm. *Applied Energy*. 2017. C. 390–407.
18. S. Fan, C. Mao, L. Chen, Next-day electricity-price forecasting using a hybrid network. *IET Generation, Transmission & Distribution*. 2007. C. 176–182.
19. W.-M. Lin, H.-J. Gow, M.-T. Tsai, An enhanced radial basis function network for short-term electricity price forecasting. *Applied Energy*. 2010. C. 3226–3234.
20. N. Amjady, Day-ahead price forecasting of electricity markets by a new fuzzy neural network. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2006. C. 887–896.

21. J. Lago, F. De Ridder, B. De Schutter, Forecasting spot electricity prices: deep learning approaches and empirical comparison of traditional algorithms. *Applied Energy*. 2010. C. 2456–2461.
22. Kuhlman D. A Python Book: *Beginning Python, Advanced Python, and Python Exercises* / Kuhlman D. USA, 2012. C. 127-151.
23. What is PostgreSQL. PostgreSQL 9.3.0 Documentation. PostgreSQL Global Development Group. URL: <https://www.postgresql.org/docs/> (дата звернення: 15.09.2019).
24. Hello, TensorFlow // Habr. URL: <https://habr.com/ru/post/305578/>

ДОДАТОК А

Графічні матеріали

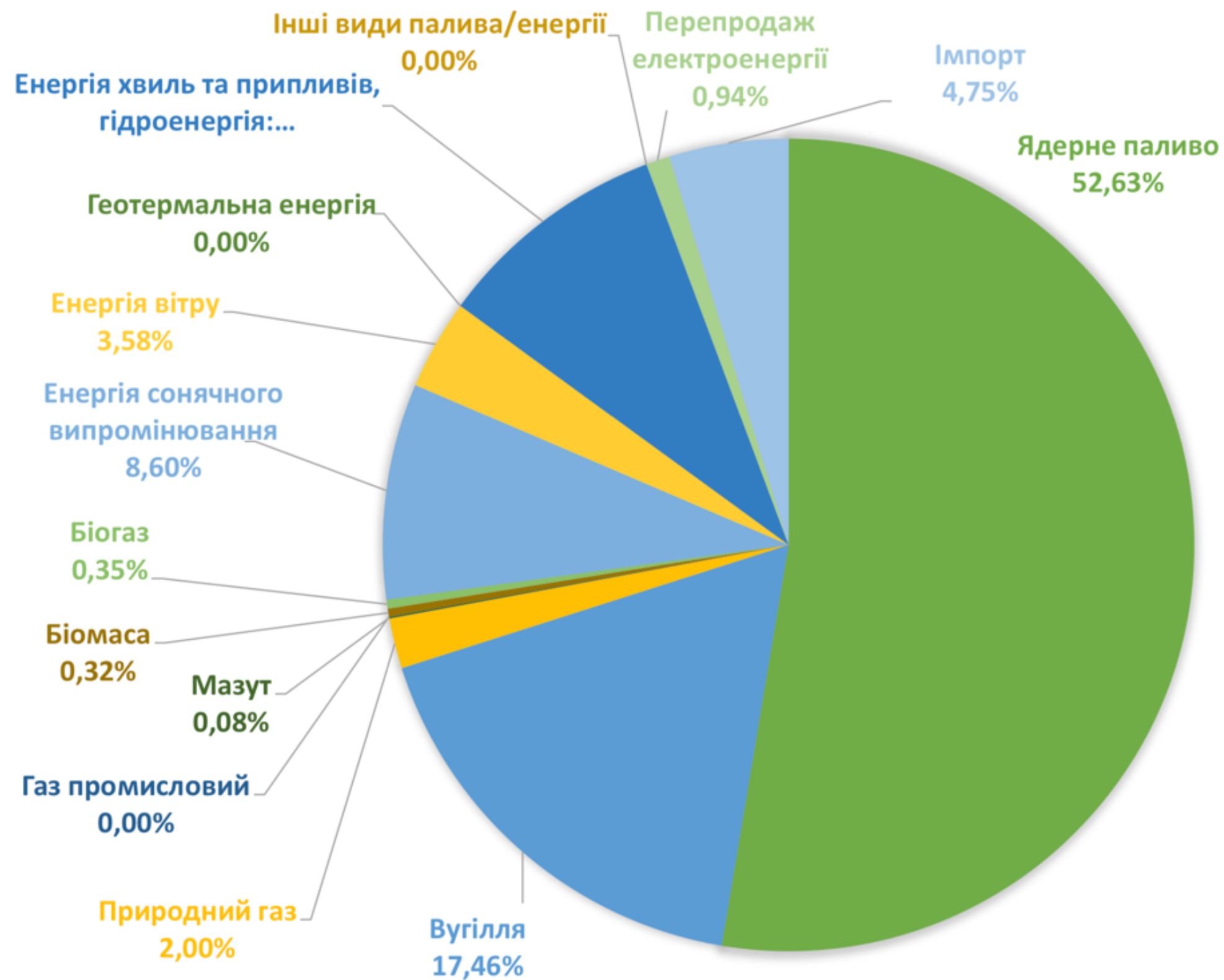
Функціональна схема ОТС суб'єктів ринку електроенергії



Демонстраційний плакат №1
до магістерської дисертації на тему
«Нейросіткове моделювання вибору моделей прогнозування стану суб'єктів складної
організаційно-технічної системи»

Розробив: Троценко В.В.
Прийняв: к.т.н., доцент Остапченко К.Б.

Використання ресурсів для виробництва електроенергії



Демонстраційний плакат №2
до магістерської дисертації на тему
«Нейросіткове моделювання вибору моделей прогнозування стану суб'єктів складної
організаційно-технічної системи»

Розробив: Троценко В.В.
Прийняв: к.т.н., доцент Остапченко К.Б.

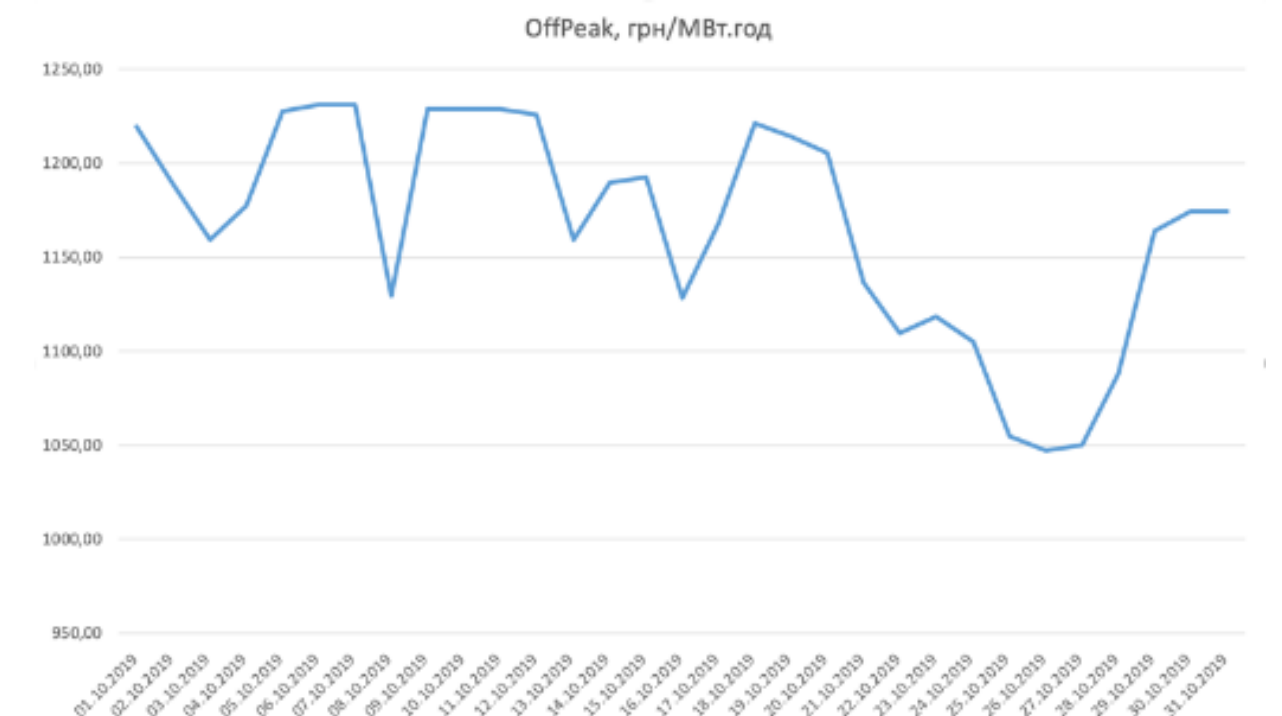
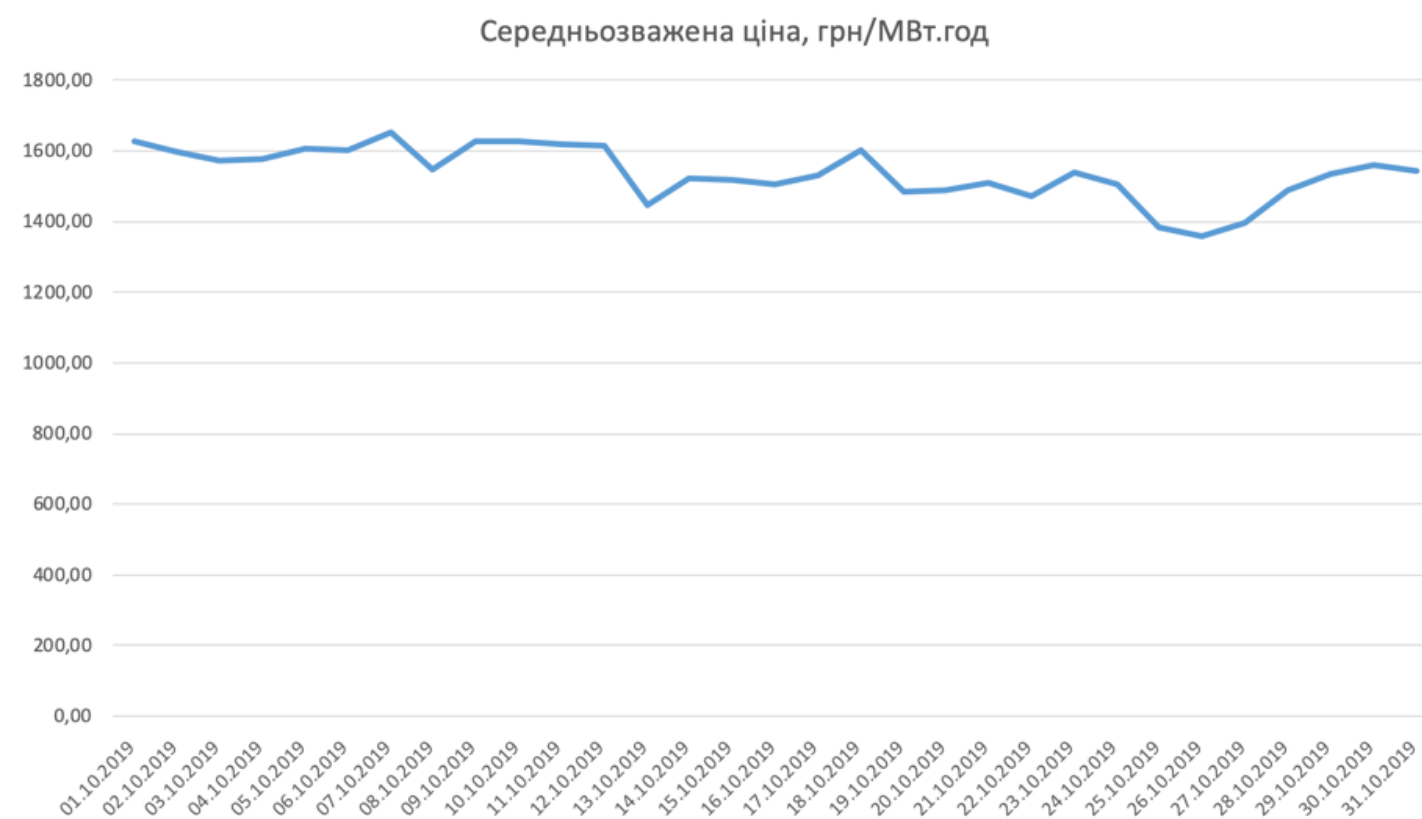
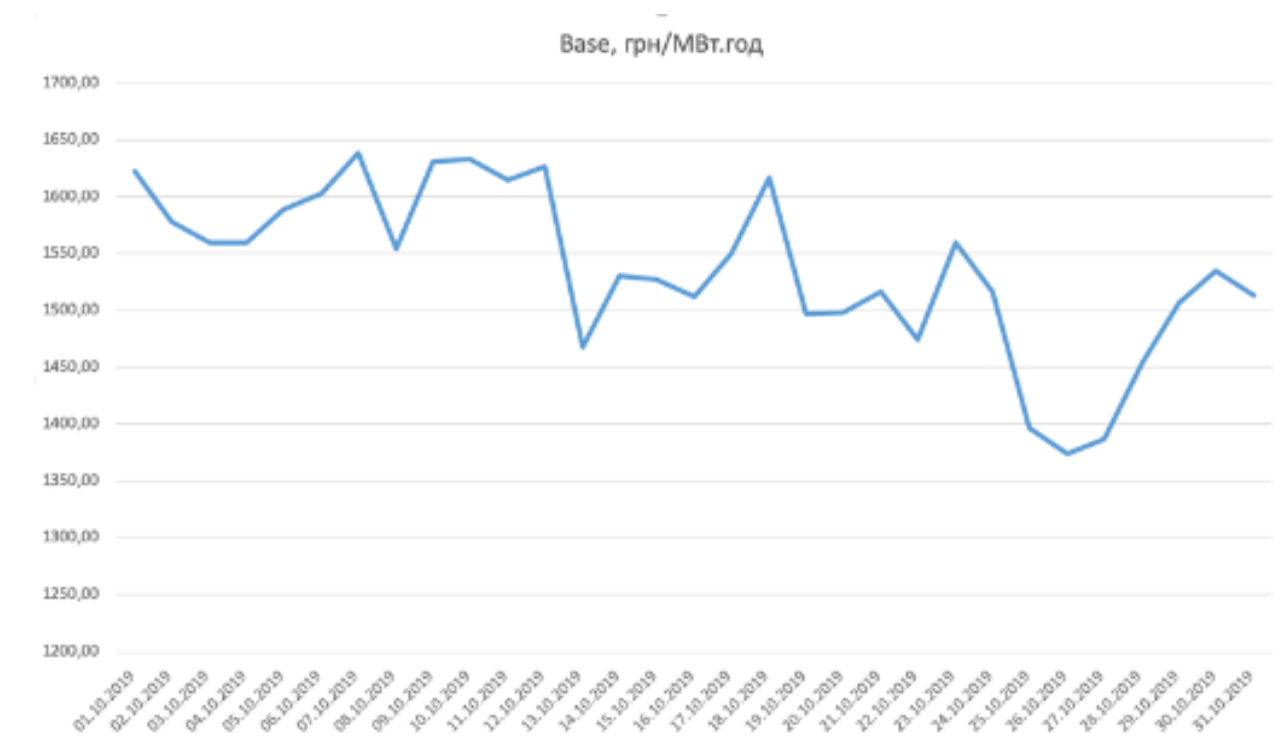
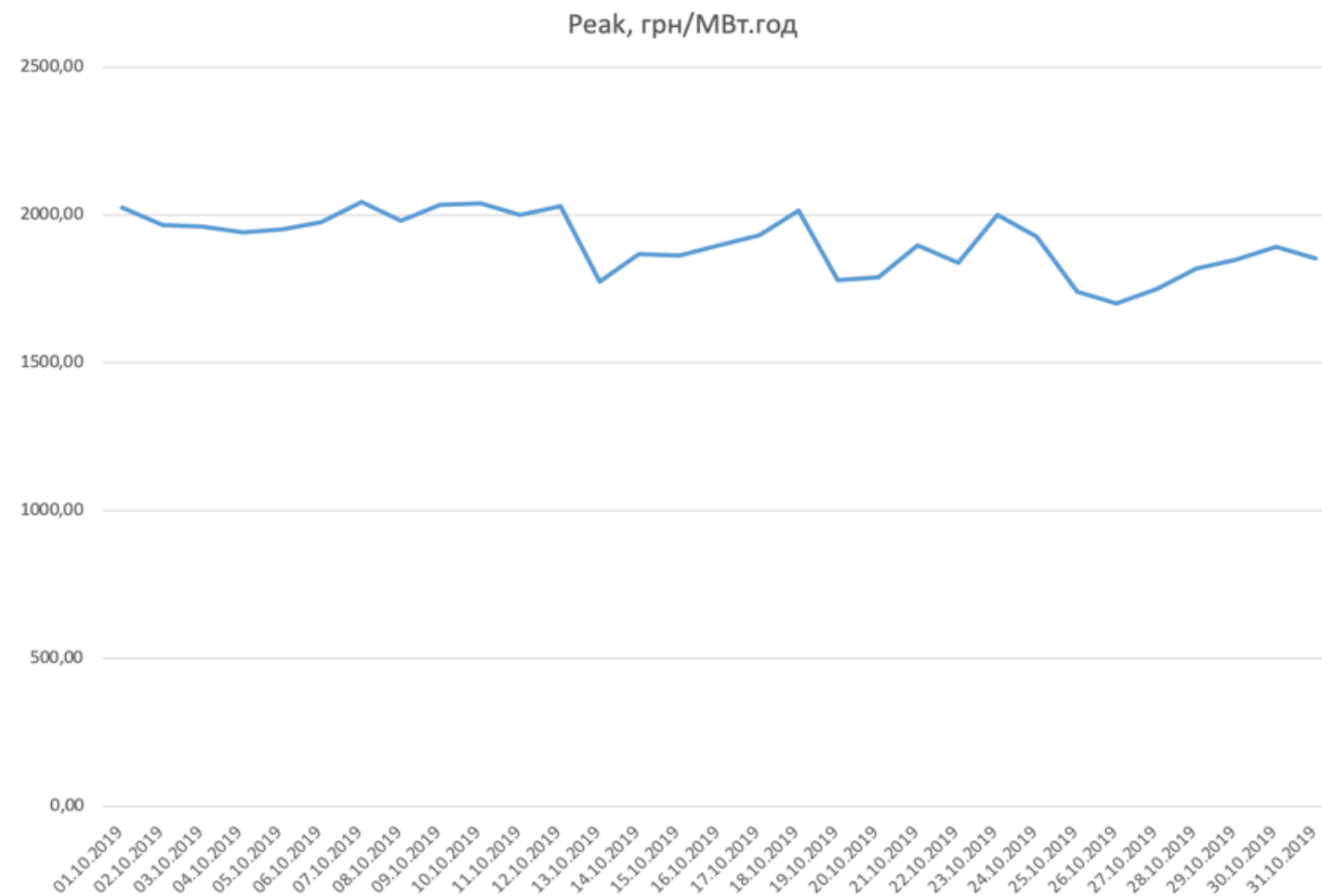
Діаграма потоку даних в нейросітковій моделі



Демонстраційний плакат №3
до магістерської дисертації на тему
«Нейросіткове моделювання вибору моделей прогнозування стану суб'єктів складної
організаційно-технічної системи»

Розробив: Троценко В.В.
Прийняв: к.т.н., доцент Остапченко К.Б.

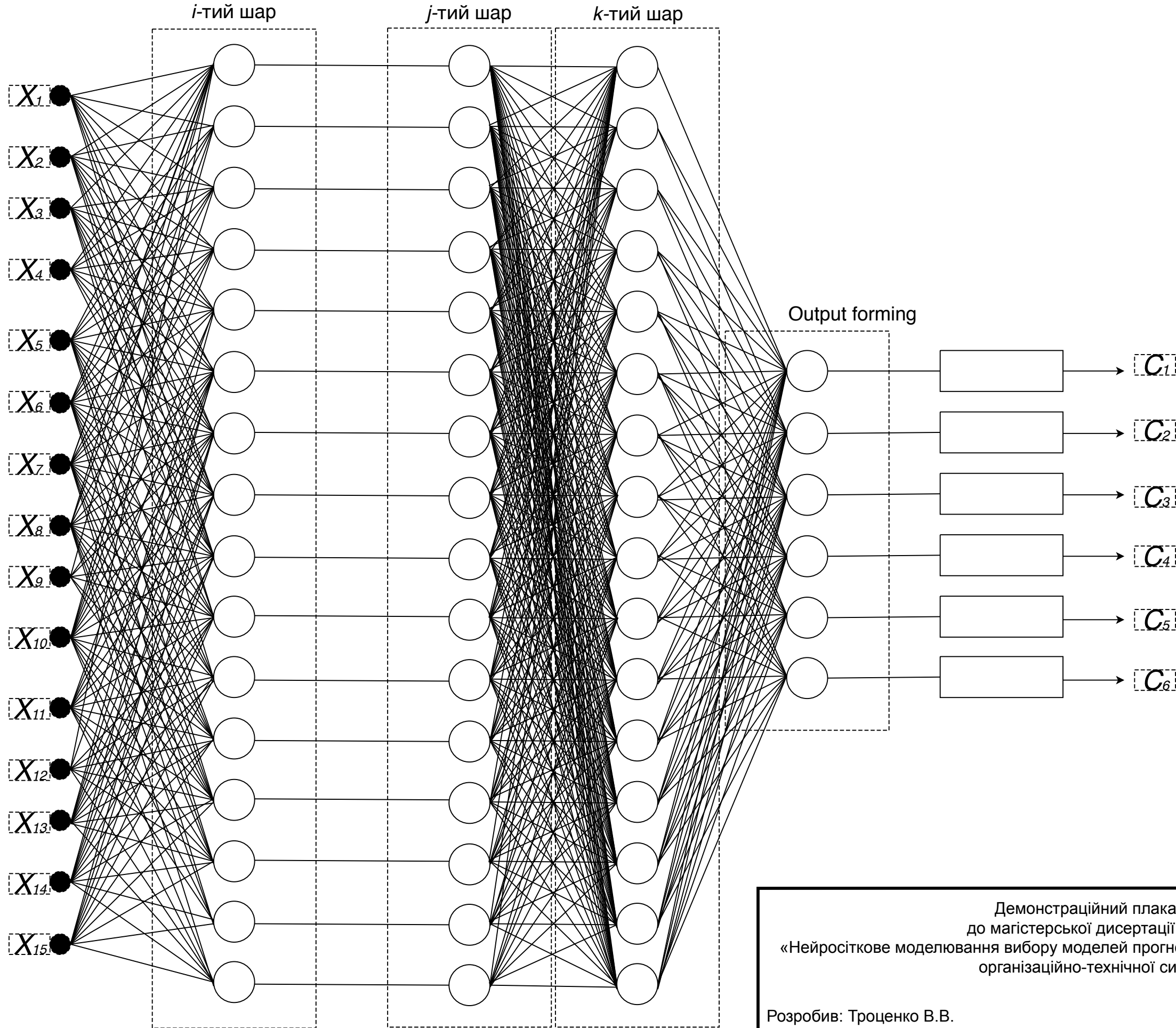
Динаміка цін на електроенергію за досліджуваний період



Демонстраційний плакат №4
до магістерської дисертації на тему
«Нейросіткове моделювання вибору моделей прогнозування стану суб'єктів складної
організаційно-технічної системи»

Розробив: Троценко В.В.
Прийняв: к.т.н., доцент Остапченко К.Б.

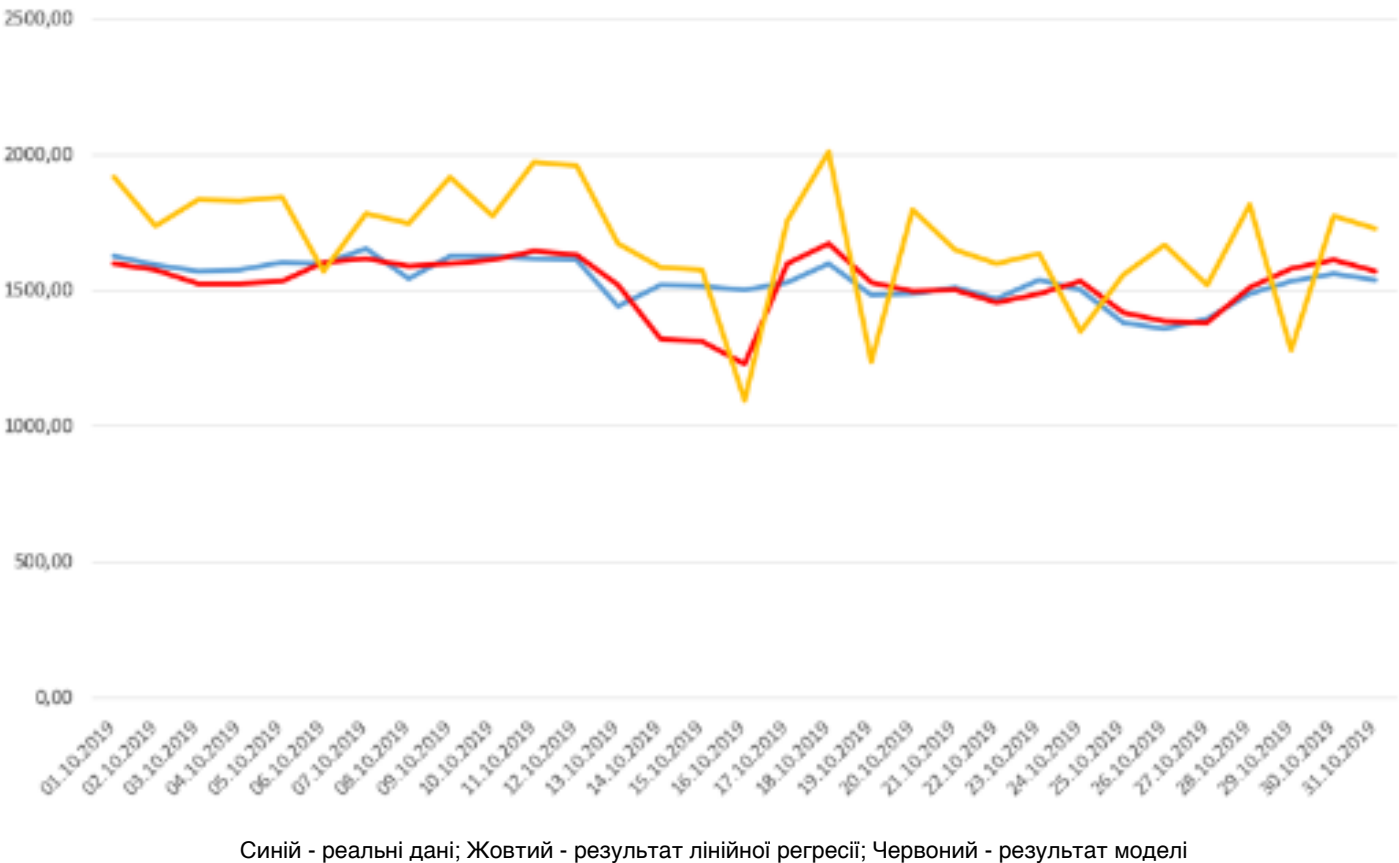
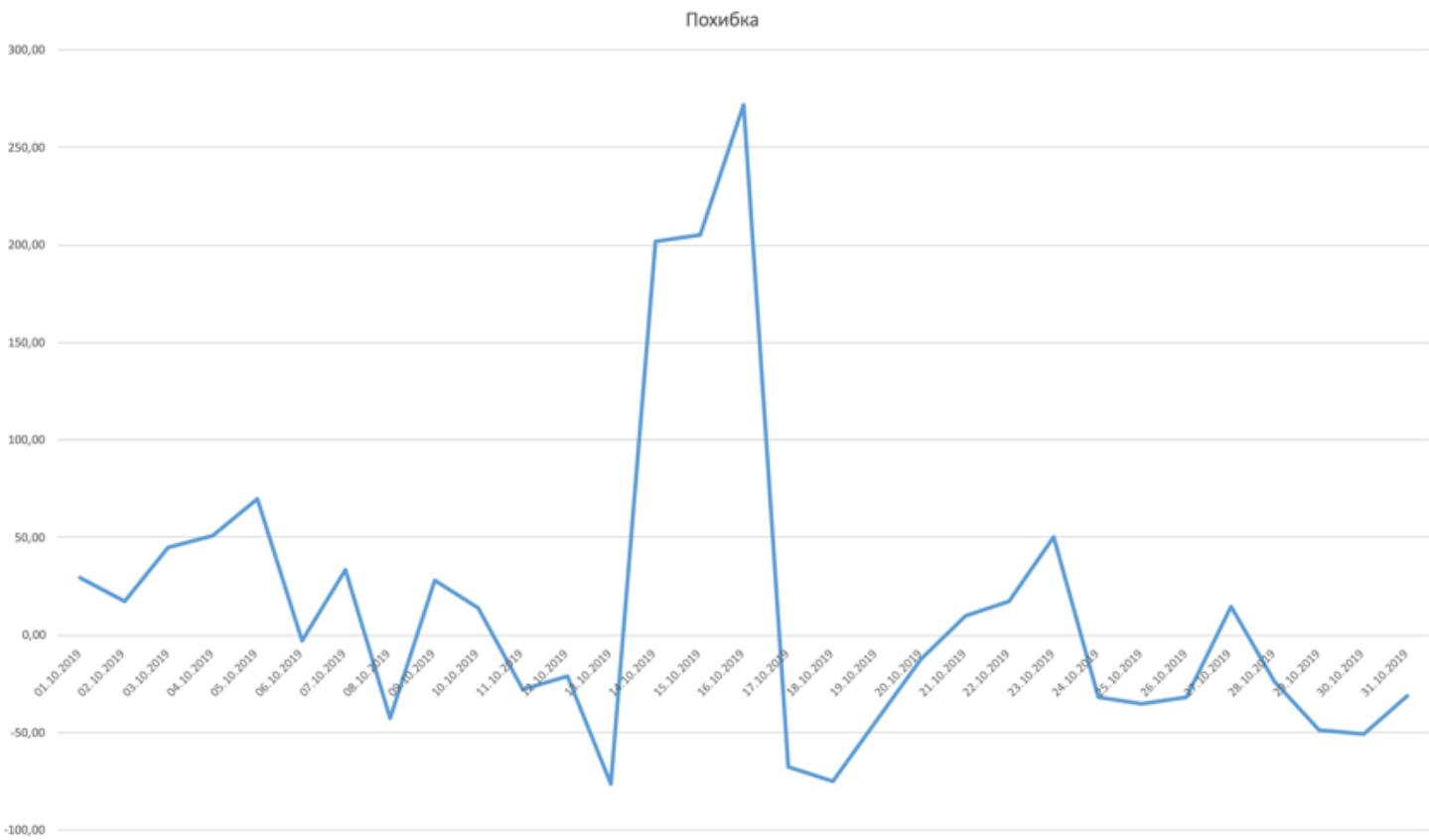
Структура нейронної мережі



Демонстраційний плакат №5
до магістерської дисертації на тему
«Нейросіткове моделювання вибору моделей прогнозування стану суб'єктів складної
організаційно-технічної системи»

Розробив: Троценко В.В.
Прийняв: к.т.н., доцент Остапченко К.Б.

Результати роботи моделі прогнозування



Демонстраційний плакат №6
до магістерської дисертації на тему
«Нейросіткове моделювання вибору моделей прогнозування стану суб'єктів складної
організаційно-технічної системи»

Розробив: Троценко В.В.
Прийняв: к.т.н., доцент Остапченко К.Б.